Il Go come laboratorio della mente. Giochi astratti, intelligenza artificiale ed epistemologia dell'expertise

Silvano Salvador

Introduzione

Cosa rivelano i giochi sulla mente, e cosa muta quando le macchine li dominano

I.1 — Una domanda a due facce

C'è una scena che si è ripetuta centinaia di volte nella storia recente — su schermi, in studi di registrazione, davanti a platee di milioni di spettatori — e che ogni volta produce lo stesso senso di spaesamento: una macchina sconfigge il miglior giocatore umano di un gioco che gli esseri umani hanno praticato per secoli.

Nel 1997, Deep Blue batte Garry Kasparov agli scacchi. Nel 2016, AlphaGo sconfigge Lee Sedol a go, con una mossa che i commentatori — i migliori professionisti del mondo — dichiarano di non aver capito neanche dopo ore di analisi. Nel 2017, AlphaZero impara a giocare a scacchi, go e shogi da zero in poche ore e supera ogni sistema precedente.

Nel 2019, MuZero estende la stessa capacità a giochi di cui non conosce nemmeno le regole, inferendole dall'esperienza.

La scena si ripete, e ogni volta viene letta in due modi opposti. Il primo modo è il più immediato: la macchina ha vinto, l'intelligenza artificiale ha superato l'intelligenza umana, almeno in questi domini. Il secondo modo è meno ovvio ma filosoficamente più interessante: qualcosa che pensavamo di capire — la natura dell'intelligenza, la struttura dell'expertise, il significato del pensiero strategico — si è rivelato molto più profondo e più misterioso di quanto credessimo.

Questa monografia è scritta nella convinzione che il secondo modo di leggere quella scena sia il più fecondo. Non perché il primo sia sbagliato — la macchina ha davvero vinto, e le implicazioni sono reali — ma perché chiedersi *perché* la macchina ha vinto richiede di chiedersi prima *cosa sta facendo quando gioca*. E questa domanda, portata con rigore, apre verso la psicologia cognitiva, la filosofia della mente, la storia dell'intelligenza artificiale, l'epistemologia dell'expertise, e infine verso una domanda che la tecnologia ha reso urgente ma che è molto più antica: cosa significa capire qualcosa?

I giochi astratti — scacchi e go in primo luogo, ma anche shogi, dama, hex, e la classe generale dei *giochi combinatori a informazione perfetta* — sono il laboratorio ideale per affrontare queste domande. Non perché siano semplici — non lo sono — ma perché sono *delimitati*. Le regole sono definite, la vittoria è identificabile, la performance è misurabile. In questo spazio controllato, le domande filosofiche più grandi possono essere investigate con una precisione che altri domini non permettono.

I.2 — L'architettura della monografia: sei blocchi, una domanda

Questa monografia è organizzata in sei blocchi tematici che, pur avendo ciascuno una coerenza interna, sono concepiti come capitoli di un argomento unitario. La domanda generatrice — *cosa rivelano i giochi astratti sulla struttura della mente, e cosa muta quando le macchine li dominano?* — percorre l'intera opera come un filo conduttore che emerge in forme diverse in ciascun blocco.

Il Blocco I (*La geometria segreta dei giochi*) costruisce il fondamento matematico. Prima di chiedersi cosa fanno le menti quando giocano, occorre capire cosa sono i giochi — non in senso intuitivo, ma con la precisione della teoria combinatoria. Il Teorema di Zermelo, il Teorema di Sprague-Grundy, la complessità computazionale degli scacchi e del go: queste non sono digressioni tecniche, ma il modo in cui i giochi rivelano la loro natura più profonda. Un gioco è un oggetto matematico con struttura propria, e comprendere questa struttura è il prerequisito per comprendere tutto il resto. La geometria dei giochi — la forma dello spazio delle posizioni, la struttura dell'albero di gioco, la gerarchia delle classi di complessità — non è sfondo neutro: è il punto di partenza di ogni domanda successiva.

Il Blocco II (*La mente che gioca*) porta la stessa domanda dentro la psicologia cognitiva. Come funziona la mente di un grande maestro quando gioca? Cosa ci rivelano i giochi sui meccanismi della percezione esperta, dell'intuizione, della pratica deliberata, della metacognizione? I lavori di de Groot sulla percezione degli scacchisti, la teoria della pratica deliberata di Ericsson, le ricerche sul flusso di Csikszentmihalyi, le teorie

cognitive orientali sul go: ognuno di questi fili tematici illumina un aspetto diverso di come la mente umana raggiunge l'eccellenza in domini complessi. Il Blocco II si chiude con una domanda che rimarrà aperta fino al Blocco VI: se la mente esperta funziona *così*, cosa significa il fatto che una macchina possa fare altrettanto — e meglio — senza funzionare in nessuno di questi modi?

Il Blocco III (*Le macchine che imparano*) è la storia dell'intelligenza artificiale raccontata attraverso i giochi. Dalla visione di Shannon nel 1950 al Deep Blue di Kasparov nel 1997, da AlphaGo del 2016 a MuZero del 2019: non è una storia di progresso lineare ma di rotture epistemologiche, di paradigmi che si succedono, di idee che sembravano definitive e poi si sono rivelate insufficienti. Il focus è su tre fratture: la frattura tra l'IA simbolica e l'IA statistica, la frattura tra la valutazione basata su euristica e l'apprendimento per rinforzo, e la frattura — la più recente e profonda — tra la comprensione e la prestazione. AlphaZero gioca a go in modo stupefacente ma non *capisce* il go nel senso in cui un professionista capisce. Cosa significa questo per la nozione di comprensione?

Il Blocco IV (*La crisi dell'expertise*) è il punto di svolta dell'opera. Se AlphaZero può battere Kasparov e Lee Sedol, cosa rimane del valore dell'expertise umana? Il Blocco IV esplora questa crisi attraverso quattro lenti: la storia di Kasparov con i computer e la nascita degli scacchi "centauro", la storia di Lee Sedol e la Mossa 37, il concetto di sapere tacito in Polanyi e il suo rapporto con l'IA, e infine il problema dell'insegnamento — come si tramanda qualcosa che si è imparato da macchine che non possono spiegarlo.

Il Blocco V (*I giochi come specchio della cultura*) allarga la prospettiva. I giochi non sono solo strumenti cognitivi o laboratori per l'IA: sono

pratiche culturali, riti, forme estetiche. La bellezza di una mossa di go, il rituale del *nigiri* e dell'inchino, la trasmissione della sapienza da maestro ad allievo, il modo in cui l'intelligenza artificiale ha cambiato il significato di "giocare bene": tutto questo appartiene alla dimensione simbolica dei giochi, irriducibile alla loro struttura matematica. Il Blocco V chiede: cosa è sopravvissuto della pratica umana dei giochi dopo AlphaZero, e perché?

Il Blocco VI (*Verso una teoria unificata*) è il tentativo di sintesi. Le tesi dei blocchi precedenti convergono verso una proposta epistemologica: l'expertise umana nei giochi non è ottimizzazione, è **navigazione di significato** — un processo attraverso cui l'agente costruisce progressivamente un sistema di valori, preferenze estetiche, e orientamenti cognitivi che costituiscono la sua *voce* nel dominio. Questa navigazione di significato non è riducibile alla funzione di valore di AlphaZero, anche quando produce risultati operativi simili. Le implicazioni di questa tesi investono la filosofia della mente, l'epistemologia, e infine la domanda su cosa i giochi — e le macchine che li dominano — rivelino sulla natura dell'intelligenza.

I.3 — Perché i giochi, e non altri domini

La scelta di concentrarsi sui giochi — e in particolare su scacchi e go — come prisma per le domande di questa monografia non è arbitraria. Merita una giustificazione esplicita.

Primo: i giochi offrono *misurabilità oggettiva*. La competenza agli scacchi è misurata dal sistema Elo con una precisione che non ha equivalenti in quasi nessun altro dominio cognitivo. La vittoria è

identificabile in modo non ambiguo. Questo permette confronti sistematici — tra epoche, tra individui, tra specie di giocatori — che altrimenti sarebbero impossibili.

Secondo: i giochi offrono *complessità controllata*. Sono abbastanza complessi da resistere per decenni all'intelligenza artificiale, abbastanza semplici da avere regole completamente specificabili in poche pagine. Questa combinazione li rende strumenti metodologici ideali per lo studio dei processi cognitivi: abbastanza ricchi da essere interessanti, abbastanza rigorosi da essere analizzabili.

Terzo: i giochi offrono *profondità storica*. Il go ha tremila anni di storia, gli scacchi quindici secoli. In entrambi i casi esiste una tradizione teorica ricchissima — una riflessione accumulata sull'expertise, sulla bellezza, sul metodo — che non ha equivalenti nella maggior parte dei domini cognitivi moderni. Questa profondità storica permette di confrontare non solo strategie ma filosofie del gioco, non solo tecniche ma teorie dell'excellence.

Quarto: i giochi sono stati il *principale teatro della storia dell'IA*. Non per caso, ma perché le loro proprietà li rendono ideali come banco di prova: regole precise, spazio di stati finito, vittoria identificabile, possibilità di gioco self-play. La storia dell'IA è, in larga misura, la storia di sistemi che imparano a giocare — e comprendere questa storia richiede di capire la struttura dei giochi che ne costituiscono il laboratorio.

Quinto: i giochi pongono le domande filosofiche più profonde sulla natura della comprensione in una forma *empiricamente testabile*. Quando AlphaZero produce mosse che nessun professionista umano aveva mai considerato, e queste mosse si rivelano corrette, ci troviamo di fronte a un caso concreto in cui la comprensione — nel senso di capacità di articolare

ragioni — è dissociata dalla competenza. Questa dissociazione è filosoficamente importante e non è accessibile con la stessa chiarezza in altri domini.

I.4 — Una nota metodologica: il rapporto tra i sei blocchi

La struttura in sei blocchi è una scelta metodologica che richiede una spiegazione.

I sei blocchi corrispondono a sei registri disciplinari distinti: matematica combinatoria, psicologia cognitiva, storia dell'intelligenza artificiale, epistemologia dell'expertise, antropologia culturale, filosofia della mente. In ciascun registro, la monografia utilizza gli strumenti propri della disciplina — dimostrazione formale nel Blocco I, analisi sperimentale nel Blocco II, storia delle idee nel Blocco III, analisi concettuale nel Blocco VI — senza presupporre familiarità del lettore con tutti i registri simultaneamente.

Questo approccio multidisciplinare non è eclettismo: è la risposta metodologica alla natura dell'oggetto. La domanda *cosa rivela il go sulla mente umana e sull'intelligenza artificiale?* non ha risposta in nessuna singola disciplina. Richiede la matematica per capire cosa sia un gioco; la psicologia cognitiva per capire come una mente ci si muove dentro; la storia dell'IA per capire come una macchina ha imparato a dominarlo; la filosofia per capire cosa significhi tutto questo.

Il rischio di questo approccio è la superficialità — toccare tutto senza approfondire niente. Il rischio opposto è la frammentazione — produrre sei saggi indipendenti invece di una monografia unitaria. La scelta editoriale è stata di privilegiare la profondità in ogni blocco, accettando che le connessioni tra blocchi richiedano un lavoro di sintesi da parte del lettore, e di fornire passaggi di raccordo espliciti alle giunture più importanti.

Il lettore che proviene dalla matematica troverà il Blocco I più familiare; quello che viene dalla psicologia cognitiva il Blocco II; quello che viene dall'informatica il Blocco III. Ma l'argomento centrale — la tesi che l'expertise umana è navigazione di significato, non ottimizzazione — emerge solo quando tutti e sei i blocchi sono stati attraversati. La struttura del libro è costruita intenzionalmente in modo che nessun singolo blocco sia sufficiente, e che il lettore sia costretto ad attraversare registri disciplinari diversi per trovare la risposta.

I.5 — Le premesse epistemologiche: perché matematica, psicologia e filosofia insieme

Questa monografia combina tre ordini di indagine che nelle trattazioni accademiche convenzionali vengono tenuti separati: la matematica formale, la psicologia empirica, e la filosofia concettuale. Questa combinazione non è accidentale — è la tesi metodologica implicita dell'opera.

La matematica formale è necessaria perché i giochi sono oggetti matematici, e la loro struttura non è accessibile per via puramente intuitiva. Il Teorema di Zermelo dice qualcosa di profondo sulla natura di qualunque gioco combinatorio; la classificazione PSPACE/EXPTIME dice qualcosa di profondo sulla differenza strutturale tra scacchi e go; il Teorema di Sprague-Grundy rivela che ogni posizione di gioco è, in un senso preciso, equivalente a un mucchio di fiammiferi. Queste non sono curiosità tecniche — sono proprietà fondamentali che orientano l'intera analisi successiva.

La psicologia empirica è necessaria perché le domande su come funziona la mente quando gioca non sono accessibili né dalla matematica né dalla filosofia pura. De Groot non poteva scoprire il meccanismo del riconoscimento di pattern negli scacchisti attraverso l'introspezione o la deduzione a priori — doveva progettare esperimenti. Ericsson non poteva stabilire il ruolo della pratica deliberata nella costruzione dell'expertise attraverso l'analisi concettuale — doveva raccogliere dati. La psicologia empirica porta nell'opera la disciplina dell'evidenza, la precisione della misurazione, il controllo sull'alternativa ipotetica.

La filosofia concettuale è necessaria perché i risultati empirici e formali non parlano da soli. Quando AlphaZero produce mosse incomprensibili che sono tuttavia ottimali, questo fatto ha implicazioni per la nozione di comprensione — ma quali implicazioni esattamente? La risposta richiede analisi concettuale: distinguere diversi sensi di "comprensione", identificare quali proprietà siano necessarie e quali accidentali, evitare gli equivoci che il linguaggio ordinario porta con sé. La filosofia svolge nella monografia la funzione critica di impedire che le domande vengano chiuse prematuramente — con una definizione troppo

ristretta di comprensione, o con un'analogia non esaminata tra mente umana e rete neurale.

I.6 — Posizione dell'opera nella letteratura

Non mancano opere importanti all'incrocio tra giochi, cognizione e intelligenza artificiale. *Mindstorms* di Seymour Papert ha esplorato i giochi come strumenti cognitivi nel 1980. *Kasparov Against the World* di Daniel King ha raccontato il confronto umano-macchina con attenzione giornalistica. *The Art of Learning* di Josh Waitzkin ha riflettuto sulla psicologia dell'expertise scacchistica dalla prospettiva di un campione. *Game Changer* di Matthew Sadler e Natasha Regan ha analizzato le partite di AlphaZero con rigore scacchistico. *Thinking Fast and Slow* di Kahneman ha illuminato il rapporto tra intuizione ed elaborazione analitica in modo applicabile ai giochi.

Questa monografia si differenzia da queste opere su un punto metodologico fondamentale: non è né una narrazione né un'analisi tecnica né una riflessione autobiografica. È un tentativo di costruire, partendo dal basso, una teoria dell'expertise nei giochi che sia allo stesso tempo matematicamente rigorosa, psicologicamente fondata, e filosoficamente coerente. La tesi centrale — l'expertise come navigazione di significato — non è proposta per analogia o intuizione, ma emerge dalla convergenza di argomenti provenienti da registri disciplinari diversi, ciascuno necessario e nessuno sufficiente.

La monografia non presuppone familiarità con la matematica formale al di là dell'algebra elementare, né con la psicologia cognitiva al di là della

cultura generale di un lettore universitario, né con la filosofia al di là della capacità di seguire un argomento. Ciò che presuppone è la disponibilità a muoversi tra registri diversi, a sospendere il giudizio sulla pertinenza di un approccio finché il suo contributo non sia visibile nel quadro complessivo.

I.7 — Una mappa per il lettore

Il lettore che vuole seguire il filo argomentativo principale può procedere in ordine: ogni blocco presuppone i precedenti nel modo in cui ciascun capitolo di un argomento matematico presuppone i teoremi già dimostrati.

Il lettore che ha familiarità con la matematica e vuole passare direttamente alla psicologia può saltare il Blocco I, tenendo a mente che i concetti di *complessità computazionale*, *albero di gioco*, e *funzione di valore* verranno usati nei blocchi successivi senza ridefinizione.

Il lettore che viene dalla psicologia cognitiva e vuole accedere direttamente alle implicazioni filosofiche può leggere il Blocco II in modo selettivo e poi passare al Blocco VI, con l'avvertenza che la tesi della navigazione di significato presuppone la familiarità con la crisi dell'expertise descritta nel Blocco IV.

Il lettore che vuole la tesi senza il percorso può leggere direttamente il Blocco VI: troverà la proposta teorica nella sua forma più elaborata, anche se privi dei fondamenti che la sorregono nei blocchi precedenti. La lettura del Blocco VI senza i precedenti è possibile — ma è come leggere la

conclusione di una dimostrazione senza le premesse: si può seguire la forma, ma non verificare il passo.

Ciò che questa monografia spera di trasmettere, al di là delle tesi specifiche, è un modo di guardare i giochi. Non come passatempo né come sport né come curiosità tecnologica, ma come *oggetti teorici* che rivelano qualcosa di fondamentale su come funziona la mente — umana e artificiale — quando si confronta con la complessità combinatoria. I giochi sono, in questo senso, il telescopio attraverso cui questa monografia osserva domande che vanno molto al di là del goban e della scacchiera.

I.8 — Il lettore implicito e la questione del livello tecnico Ogni monografia scrive per un lettore implicito — una persona che l'autore immagina mentre scrive e a cui calibra la difficoltà, il ritmo, la quantità di sviluppo esplicito di ogni argomento. Il lettore implicito di questa monografia è *non un esperto di nessuna delle discipline coinvolte, ma non un profano di tutte*. È qualcuno che ha incontrato la matematica combinatoria in un corso di fondamenti, la psicologia cognitiva in una lettura di divulgazione seria, la filosofia della mente in una trattazione introduttiva, e l'intelligenza artificiale nelle sue manifestazioni culturali recenti anche senza conoscerne i dettagli tecnici. Per questo lettore, la monografia adotta una strategia di presentazione progressiva: i concetti tecnici vengono introdotti nella forma più semplice possibile al momento della prima occorrenza e poi usati nelle occorrenze successive con maggiore libertà. La notazione matematica appare dove è necessaria per la precisione ma viene sempre accompagnata da una traduzione verbale. La terminologia specialistica viene evitata dove un'espressione comune è sufficientemente precisa, e introdotta dove la

precisione richiede un termine tecnico. Un esempio di questa scelta: il concetto di *funzione di valore* compare nel Blocco III nella sua forma tecnica ($V: S \to R$, una funzione che assegna a ogni stato del gioco un valore numerico) perché questa precisione è necessaria per distinguere le architetture dei diversi sistemi IA. Ma nel Blocco VI, dove la stessa nozione viene usata filosoficamente, si preferisce parlare di "sistema di valutazione posizionale" per evocare le intuizioni senza richiedere il richiamo formale. Questa oscillazione tra registro tecnico e registro ordinario non è incoerenza: è risposta alla natura dell'oggetto, che è allo stesso tempo matematicamente preciso e filosoficamente ricco. Il lettore esperto di una singola disciplina troverà la trattazione del suo campo più introduttiva del previsto. Questo è intenzionale: la monografia non scrive per il logico che conosce la teoria dei giochi combinatori, né per lo psicologo cognitivo che ha lavorato sui chunk di de Groot, né per il filosofo che ha studiato Wittgenstein e Polanyi. Scrive per chi attraversa tutti questi campi — e in ogni campo incontra qualcosa di nuovo. Il costo è la perdita di profondità tecnica in ogni singolo dominio; il guadagno è la possibilità di costruire connessioni che nessuna singola disciplina produce.

I.9 — Sul metodo delle citazioni e delle fonti La monografia cita esplicitamente lavori di matematici, psicologi cognitivi, informatici, e filosofi. Non è una monografia di storia della scienza né una rassegna della letteratura: le citazioni servono a fondare le affermazioni, non a documentare l'esistenza di un campo di ricerca. Per questa ragione, la lista dei riferimenti è selettiva: vengono citate le fonti primarie dei risultati su

cui la monografia si basa, e non la letteratura secondaria che discute quelle fonti — salvo nei casi in cui la discussione secondaria modifica sostanzialmente la lettura del risultato originale. Alcune precisazioni sulle fonti più citate. Adrian de Groot (*Thought and Choice in Chess*, 1965, traduzione inglese di *Het Denken van den Schaker*, 1946): il lavoro originale è in olandese e risale agli anni Quaranta; la traduzione inglese è del 1965. I risultati dell'esperimento di memoria delle posizioni, sulla funzione del riconoscimento di pattern nell'expertise scacchistica, e sulla differenza tra la strategia cognitiva del grande maestro e quella del giocatore medio sono descritti nel testo originale con una precisione che le rassegne successive spesso perdono. Quando la monografia cita de Groot, cita la traduzione inglese del 1965. K. Anders Ericsson (*The Role of Deliberate Practice in the Acquisition of Expert Performance*, 1993, con Krampe e Tesch-Römer): il paper fondante della teoria della pratica deliberata. Ericsson ha successivamente chiarito, precisato, e talvolta modificato alcune delle affermazioni del 1993 in una serie di lavori successivi, di cui il più importante per questa monografia è la risposta a Hambrick et al. (2014) e a Macnamara et al. (2014) — la meta-analisi su 88 studi che ha stimato la varianza spiegata dalla pratica deliberata in domini diversi. La monografia cita Ericsson (1993) per la formulazione originale della teoria, include le critiche di Hambrick e Macnamara nel corpo del testo (§2.3.8), e distingue esplicitamente le revisioni successive. David Silver et al. (*Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search*, 2016; *Mastering Chess and Shogi by Self-Play with a General Reinforcement Learning Algorithm*, 2017; *A General Reinforcement Learning Algorithm that Masters Chess, Shogi, and Go through Self-Play*, 2018): i tre paper di DeepMind su AlphaGo, AlphaZero, e la versione definitiva di AlphaZero. Questi lavori sono accessibili

pubblicamente e vengono citati con i dettagli tecnici sufficienti a verificare le affermazioni della monografia. Nei capitoli tecnici del Blocco III, i numeri architetturali (strati, parametri, dimensioni della ricerca MCTS) vengono riportati dal paper originale con attenzione alle precisioni che la divulgazione tende a perdere. Richard Nisbett et al. (*Culture and Systems of Thought: Holistic Versus Analytic Cognition*, 2001, su *Psychological Review*): la rassegna teorica principale dei risultati sulla cognizione cross-culturale. Il lavoro successivo *The Geography of Thought* (2003) è una versione divulgativa dello stesso materiale; la monografia cita prevalentemente il paper del 2001 per la precisione metodologica, e il libro del 2003 quando la presentazione narrativa è più adatta al contesto.

I.10 — Una nota sulla terminologia del go Il go è un gioco di origine cinese (围棋, *wéiqí*) praticato professionalmente in Cina, Corea (바둑, *baduk*), e Giappone (囲碁, *igo*). I termini tecnici del gioco hanno forme diverse nelle tre lingue, con una prevalenza storica del giapponese nella letteratura teorica e nella comunicazione internazionale. Questa monografia usa il termine *go* come nome del gioco (per conformità con l'uso in lingue europee), ma cita i termini tecnici nel loro equivalente più comune nella letteratura internazionale. Alcune note terminologiche essenziali per il lettore non familiare con il gioco: *Goban*: la tavola da gioco, tradizionalmente in legno di kaya, con 19×19 linee che producono 361 intersezioni su cui le pietre vengono poste. *Nigiri*: il rituale con cui si decide il colore (nero o bianco) all'inizio di una partita tra professionisti; un giocatore prende una manciata di pietre bianche, l'altro ne pone una o due pietre nere sulla tavola come scommessa sul numero pari o dispari

della manciata. *Sente* e *gote*: termini fondamentali per la strategia del go. Una mossa è *sente* (先手, "mano che precede") se obbliga l'avversario a rispondere, mantenendo l'iniziativa; è *gote* (後手, "mano che segue") se lascia all'avversario la libertà di rispondere altrove. La gestione del sente è uno degli aspetti più complessi della strategia avanzata. *Aji*: letteralmente "sapore" o "potenziale latente". Una configurazione di pietre ha *aji* se conserva possibilità che non si sono ancora manifestate — una minaccia sottile che l'avversario non può ignorare ma che non richiede risposta immediata. Il concetto di *aji* è difficile da rendere in termini occidentali: è qualcosa tra l'iniziativa differita e il valore contestuale, e la sua valutazione è uno degli aspetti in cui l'expertise esperta diverge più nettamente dall'intuizione del principiante. *Joseki*: sequenze di mosse consolidate nell'angolo del goban, studiate e verificate attraverso secoli di pratica professionale, che producono un risultato localmente bilanciato. L'apprendimento dei *joseki* è parte essenziale della formazione dei giovani professionisti — e uno dei campi in cui AlphaGo ha introdotto le trasformazioni più radicali, invalidando alcuni *joseki* tradizionali e introducendone di nuovi che nessun umano aveva considerato. Il lettore che non conosce il go non troverà ostacoli nella comprensione dei capitoli matematici (Blocco I) o di quelli cognitivi (Blocco II), dove i risultati sono presentati in termini che non richiedono familiarità con le regole. Nei capitoli del Blocco V, dove la dimensione culturale del go viene esplorata, la terminologia giapponese è essenziale per accedere alle sfumature che la traduzione perderebbe. In quei contesti, ogni termine tecnico viene introdotto e spiegato al momento della prima occorrenza.

I.11 — La domanda che percorre tutto: comprensione e prestazione C'è una tensione che attraversa l'intera monografia senza mai risolversi completamente, perché appartiene alla natura dell'oggetto piuttosto che a un'insufficienza dell'analisi. È la tensione tra *comprensione* e *prestazione*. In quasi tutti i domini in cui gli esseri umani eccellono, comprensione e prestazione sono strettamente correlate: il chirurgo che opera bene è quello che capisce l'anatomia; il matematico che dimostra bene è quello che capisce le strutture; il musicista che suona bene è quello che capisce la musica. Questa correlazione non è ovvia — è una scoperta empirica che le scienze cognitive hanno documentato e che la teoria della pratica deliberata ha cercato di spiegare. Ma la correlazione è abbastanza forte da essere data per scontata nella maggior parte dei contesti. I giochi hanno spezzato questa correlazione in modo spettacolare. AlphaZero *presta* a un livello che nessun essere umano raggiunge — ma non *comprende* nel senso in cui un professionista comprende. Non può rispondere alla domanda "perché hai giocato quella mossa?" in termini che un professionista riconosca come comprensione. La sua "comprensione" del go e degli scacchi è codificata in miliardi di parametri di una rete neurale — accessibili in linea di principio ma non interpretabili in pratica, né da chi ha costruito il sistema né da chi lo studia. Questo fatto non è solo tecnicamente interessante: è filosoficamente destabilizzante. Se la comprensione e la prestazione possono dissociarsi — se è possibile fare qualcosa perfettamente senza capirla — allora cosa *è* la comprensione? È una proprietà necessaria dell'eccellenza, o è un fenomeno associato all'eccellenza negli esseri umani per ragioni contingenti legate alla nostra architettura cognitiva? La monografia non risponde a questa domanda in modo definitivo, perché la risposta definitiva richiederebbe una teoria

della coscienza che non abbiamo. Ma la esplora con rigore: nel Blocco III, attraverso la storia di come i sistemi IA hanno raggiunto la prestazione umana e poi l'hanno superata; nel Blocco IV, attraverso le esperienze di Kasparov e Lee Sedol che si trovano di fronte a un avversario che gioca meglio di loro ma non può spiegare perché; nel Blocco VI, attraverso la proposta che la comprensione umana nei giochi sia una forma di navigazione di significato che non ha ancora un analogo artificiale. La tensione tra comprensione e prestazione è la domanda più urgente che i giochi pongono alla filosofia della mente nell'epoca dell'intelligenza artificiale. Questa monografia è, nel suo insieme, un tentativo di prendere quella domanda sul serio.

La geometria segreta dei giochi

Capitolo 1.1 — Struttura formale dei giochi astratti perfetti

1.1.1 — Una definizione che viene da lontano

Prima ancora di chiedersi come si gioca, bisogna chiedersi *cos'è* un gioco. La domanda, apparentemente banale, nasconde una profondità matematica che ha impiegato secoli per emergere con chiarezza. I giochi da tavolo astratti — scacchi, go, dama, shogi, hex — appartengono a una classe precisa di oggetti matematici, e la loro natura formale non è un accidente della storia ma la ragione profonda per cui sono diventati il

principale laboratorio dell'intelligenza artificiale e della psicologia cognitiva.

Un **gioco combinatorio** è, nella definizione matematica contemporanea, una struttura che soddisfa quattro proprietà simultaneamente: è giocato da esattamente due giocatori; le informazioni disponibili a ciascun giocatore sono complete (entrambi vedono l'intera posizione); non vi è elemento casuale (nessun dado, nessuna carta coperta); i turni si alternano in modo deterministico. Queste quattro proprietà insieme definiscono la classe dei **giochi combinatori a due giocatori con informazione perfetta e senza caso**, che in inglese sono spesso abbreviati come *combinatorial games* tout court. Scacchi, go, dama, shogi, reversi, hex, connect-four appartengono tutti a questa famiglia. Il poker no, il backgammon no, il bridge no — e questa esclusione non è arbitraria: è esattamente l'elemento casuale o l'informazione nascosta che rende queste ultime classi di giochi resistenti agli stessi strumenti matematici.

La formalizzazione rigorosa richiede alcune nozioni preliminari. Si definisce **posizione** (o *stato*) qualunque configurazione del gioco che descriva completamente la situazione attuale: per gli scacchi, la disposizione di tutti i pezzi sulla scacchiera insieme all'informazione su chi deve muovere, se è ancora possibile arroccare e se è possibile catturare en passant; per il go, la disposizione di tutte le pietre sul goban insieme al numero dei prigionieri e all'informazione su *komi* e *ko*. L'insieme di tutte le posizioni possibili è lo **spazio degli stati** S del gioco.

Formalmente, un gioco combinatorio a due giocatori può essere descritto come una tupla

$$G = \left(S,\, M,\, T,\, s_0,\, \omega\right)$$

dove:

- S è l'insieme (finito) di tutte le posizioni;
- $M \subseteq S \times S$ è la **relazione di mossa**, ossia l'insieme delle coppie (s, s') tali che dalla posizione s sia lecito raggiungere la posizione s' in un singolo turno;
- $T \subseteq S$ è l'insieme delle **posizioni terminali**, quelle in cui il gioco è concluso;
- $s_0 \in S$ è la **posizione iniziale**;
- $\omega: T \times \{1, 2\} \to \{-1, 0, +1\}$ è la **funzione di esito**, che assegna a ciascuna posizione terminale e a ciascun giocatore un valore $+1$ (vittoria), -1 (sconfitta) o 0 (patta).

Per ogni posizione non terminale $s \in S \setminus T$, si definisce l'insieme delle mosse disponibili come

$$M(s) = \{s' \in S : (s, s') \in M\}.$$

Un gioco è **ben fondato** se non esistono sequenze di mosse infinite — ovvero se la relazione M è aciclica e ogni catena discendente è finita. Per gli scacchi questo non è banalmente vero (la regola della ripetizione triplice serve esattamente a garantire la terminazione), mentre per il go e per la dama la condizione è soddisfatta più naturalmente.

1.1.2 — L'albero di gioco

La struttura di G può essere visualizzata come un **albero orientato**, detto **albero di gioco** o *game tree*, la cui radice è s_0, i cui nodi interni sono le posizioni non terminali, e le cui foglie sono le posizioni terminali. Ogni arco rappresenta una mossa lecita. La profondità dell'albero corrisponde

alla durata massima della partita; il **fattore di ramificazione** (branching factor) $b(s)$ di un nodo s è la cardinalità di $M(s)$, ossia il numero di mosse disponibili da quella posizione.

Il numero totale di nodi dell'albero di gioco è, nel caso peggiore,

$$N_{albero} = \sum_{d=0}^{D} b^{-d}$$

dove b^{-} è il fattore di ramificazione medio e D è la profondità massima. Questa quantità cresce esponenzialmente in D, ed è la radice matematica della complessità intrinseca dei giochi combinatori. Per gli scacchi, $b^{-} \approx 35$ e $D \approx 80$ (in mosse totali, 40 per giocatore), il che dà un albero con dell'ordine di $35^{80} \approx 10^{123}$ nodi — il cosiddetto **numero di Shannon**, così battezzato dal matematico e ingegnere Claude Shannon che lo calcolò nel 1950 nel suo articolo fondativo *Programming a Computer for Playing Chess*. Per il go su una tavola 19×19, il fattore di ramificazione medio è $b^{-} \approx 250$ e la partita dura mediamente $D \approx 300$ mosse, producendo un albero con circa $250^{300} \approx 10^{700}$ nodi — un numero che supera di molti ordini di grandezza il numero di atomi nell'universo osservabile (stimato intorno a 10^{80}).

Questi numeri non sono semplici curiosità astronomiche: sono la misura quantitativa dell'impossibilità di una soluzione per forza bruta, e spiegano perché per decenni si è ritenuto che il go fosse computazionalmente inaccessibile ai metodi algoritmici tradizionali.

1.1.3 — Strategie e il concetto di soluzione

Una **strategia** per il giocatore i è una funzione

$$\sigma_i : S_i \to S$$

dove $S_i \subseteq S \setminus T$ è l'insieme delle posizioni in cui tocca muovere al giocatore i, tale che $\sigma_i(s) \in M(s)$ per ogni $s \in S_i$. In altri termini, una strategia è una regola che prescrive, per ogni situazione in cui il giocatore si trova a dover scegliere, quale mossa effettuare.

Una strategia σ_i è detta **vincente** se, comunque giochi l'avversario, l'esito della partita è $+1$ per il giocatore i. La questione fondamentale è: esistono strategie vincenti? E se sì, per chi?

Si definisce inoltre il concetto di **valore del gioco**: si dice che il gioco ha valore $v \in \{-1, 0, +1\}$ se entrambi i giocatori giocano in modo ottimale. Per i giochi a somma zero ($\omega(s, 1) + \omega(s, 2) = 0$ per ogni $s \in T$), il teorema minimax di von Neumann garantisce l'esistenza di tale valore in tutti i giochi finiti. Ma la dimostrazione più elegante e fondamentale è quella contenuta nel teorema di Zermelo.

1.1.4 — Il Teorema di Zermelo (1913)

Ernst Zermelo — meglio noto per gli assiomi che portano il suo nome e che fondano la teoria degli insiemi — pubblicò nel 1913 un breve articolo intitolato *Über eine Anwendung der Mengenlehre auf die Theorie des Schachspiels* ("Su un'applicazione della teoria degli insiemi alla teoria del gioco degli scacchi"), apparso negli *Atti del V Congresso Internazionale di Matematici* tenuto a Cambridge. È uno dei testi fondatori della teoria matematica dei giochi, scritto tredici anni prima che John von Neumann formulasse il teorema minimax e quasi quarant'anni prima che Nash definisse il concetto di equilibrio che porta il suo nome.

Il risultato di Zermelo, nella sua versione moderna, afferma:

> **Teorema (Zermelo, 1913).** Sia $G = (S, M, T, s_0, \omega)$ un gioco combinatorio a due giocatori, a informazione perfetta, deterministico, finito (ossia ogni partita termina in un numero finito di mosse) e a somma zero. Allora esattamente una delle seguenti alternative è vera:

1. Il giocatore 1 ha una strategia vincente.
2. Il giocatore 2 ha una strategia vincente.
3. Entrambi i giocatori hanno una strategia che garantisce almeno la patta.

La dimostrazione procede per **induzione retroattiva** (backward induction) sull'albero di gioco. Si etichettano le foglie con il loro esito; poi, procedendo dall'alto verso il basso, ogni nodo viene etichettato con il valore ottimale raggiungibile dal giocatore che deve muovere: se tocca al giocatore 1, il valore del nodo è il massimo tra i valori dei successori; se tocca al giocatore 2, è il minimo. Formalmente, si definisce la funzione di valore $V: S \to \{-1, 0, +1\}$ come:

$$V(s) = \{\omega(s,1) \; se \; s \in T \quad \max_{s' \in M(s)} V(s') \; se \; s \notin T \; e \; tocca \; al \; giocatore \; 1 \quad \min_{s' \in M(s)} V(s') \; se \; s \notin T \; e \; tocca \; a$$

Il valore $V(s_0)$ è il valore del gioco, e la strategia ottimale di ciascun giocatore si costruisce seguendo ad ogni passo la mossa che realizza il massimo (o il minimo) nella ricorsione sopra.

Il risultato è di una semplicità quasi brutale, eppure le sue implicazioni sono vertiginose. Il teorema di Zermelo afferma che gli scacchi — una partita che nessun essere umano né nessuna macchina ha mai "risolto" in senso completo — è in realtà *già decisa*: o il bianco ha una strategia vincente, o il nero ha una strategia vincente, o entrambi hanno

una strategia che garantisce la patta. Non lo sappiamo, e probabilmente non lo sapremo mai con i mezzi computazionali attuali, ma la risposta esiste con assoluta certezza matematica. La partita è, per così dire, già scritta da sempre nell'universo platònico dei giochi possibili, anche se nessuna mente finita può leggerla.

L'ipotesi più diffusa tra gli esperti è che gli scacchi siano un pareggio con il gioco ottimale da entrambe le parti — analogamente alla dama, che fu effettivamente "risolta" nel 2007 da Jonathan Schaeffer e dai suoi colleghi dell'Università di Alberta nel progetto *Chinook*, dopo un calcolo che occupò circa duecento computer per quasi vent'anni. Ma per gli scacchi, e ancor di più per il go, la distanza tra la certezza dell'esistenza di una soluzione e la possibilità pratica di trovarla è abissale.

È questa distanza — tra la necessità logica e l'inaccessibilità computazionale — il primo grande paradosso della geometria dei giochi astratti.

1.1.5 — L'algoritmo Minimax e la potatura Alpha-Beta

Il processo di backward induction descritto nella dimostrazione del teorema di Zermelo è, nella sua essenza, l'**algoritmo Minimax**, formalizzato operativamente da Shannon nel 1950 e da John McCarthy nei decenni successivi. L'algoritmo esplora l'albero di gioco in profondità, alternando fasi di massimizzazione (turno del giocatore 1) e minimizzazione (turno del giocatore 2), e restituisce il valore della posizione radice insieme alla mossa ottimale da effettuare.

La complessità temporale del Minimax puro è $O\left(b^d\right)$, dove b è il fattore di ramificazione e d è la profondità di ricerca. Questa crescita esponenziale rende l'algoritmo inapplicabile oltre poche mosse per qualunque gioco con $b \geq 10$. La soluzione classica è la **potatura Alpha-Beta**, introdotta da John McCarthy e formalizzata da Knuth e Moore nel 1975, che elimina dall'albero i sottoalberi che non possono influenzare il risultato della ricerca.

L'idea è la seguente: durante l'esplorazione, si mantengono due valori α e β, dove α è il valore massimo garantito al giocatore 1 dalla radice fino al nodo corrente, e β è il valore minimo garantito al giocatore 2. Quando si incontra un nodo in cui $\beta \leq \alpha$ — ossia quando il minimizzatore ha già trovato un modo per limitare il punteggio al di sotto di quanto il massimizzatore ha già garantito altrove — è inutile esplorare ulteriormente quel sottoalbero: esso non cambierà mai la decisione alla radice. Questa condizione è chiamata **taglio alpha-beta** (alpha-beta cutoff).

Nel caso ideale, con il cosiddetto **ordinamento perfetto delle mosse** (perfect move ordering), la potatura Alpha-Beta riduce la complessità a $O\left(b^{d/2}\right)$, ossia raddoppia la profondità di ricerca a parità di risorse computazionali. Per gli scacchi, questo significa esplorare fino a circa 8-10 mosse di profondità in pochi secondi su hardware moderno degli anni '90 — sufficiente per giocare a livello di grande maestro nella maggior parte delle posizioni.

La formula della complessità ridotta merita attenzione: $O\left(b^{d/2}\right)$ implica che la potatura Alpha-Beta trasforma un albero di b^d nodi in uno di circa $b^{d/2} = \left(\sqrt{b}\right)^d$ nodi. Per gli scacchi, $\sqrt{35} \approx 5.9$, il che significa che la ricerca con potatura ottimale è equivalente, in termini di complessità, alla

ricerca esaustiva su un gioco con fattore di ramificazione pari a circa 6. È un guadagno enorme — ma non sufficiente per il go, dove $\sqrt{250} \approx 15.8$, e la profondità rilevante è tre volte quella degli scacchi.

Questo calcolo elementare spiega in modo preciso e quantitativo perché le tecniche che avevano funzionato per gli scacchi — ricerca nell'albero con potatura, più funzione di valutazione euristica scritta da esperti — erano strutturalmente inadatte al go. Non si trattava di avere computer più veloci: si trattava di un ordine di grandezza diverso della difficoltà intrinseca.

Capitolo 1.2 — La teoria di Sprague-Grundy e l'algebra dei giochi

1.2.1 — Un teorema inaspettato

Esiste un risultato che, fra tutti quelli della teoria dei giochi combinatori, ha la maggiore capacità di stupire chi lo incontra per la prima volta. Il suo enunciato sembra quasi assurdo: **ogni posizione in qualunque gioco combinatorio finito è matematicamente equivalente a un mucchio di fiammiferi**. Non metaforicamente: letteralmente. Qualunque posizione degli scacchi, del go, della dama, di qualunque gioco nella classe che abbiamo definito, è indistinguibile — dal punto di vista delle sue proprietà strategiche — da un certo mucchio di fiammiferi nel gioco chiamato Nim.

Questo risultato, noto come **Teorema di Sprague-Grundy**, fu scoperto indipendentemente da Roland Sprague nel 1935 e da Patrick Michael Grundy nel 1939, e costituisce il nucleo della **teoria dei giochi**

combinatori nel senso tecnico del termine. Per comprenderlo, è necessario prima capire cos'è il gioco di Nim e cosa significa "equivalenza" tra posizioni di giochi diversi.

1.2.2 — Il gioco di Nim

Il gioco di **Nim** è straordinariamente semplice nella sua definizione e straordinariamente ricco nelle sue implicazioni. Si hanno k mucchi di oggetti (fiammiferi, pietre, qualunque cosa), con $n_1, n_2, ..., n_k$ oggetti ciascuno. A turno, ogni giocatore sceglie un mucchio e rimuove da esso un numero qualunque di oggetti (almeno uno, al massimo l'intero mucchio). Vince chi effettua l'ultima mossa — ossia chi lascia l'avversario di fronte a tutti i mucchi vuoti. Questa è la **convenzione normal play**: perde chi non può muovere.

La posizione iniziale di Nim è descritta dalla k-upla $\left(n_1, n_2, ..., n_k\right)$. Una posizione è **P-position** (Previous player wins, ossia vince chi ha appena mosso, equivalentemente chi si trova in questa posizione *perde* se deve muovere con gioco ottimale dell'avversario) se è già terminale o se tutte le mosse disponibili portano a N-positions. È **N-position** (Next player wins, ossia vince chi deve muovere) se esiste almeno una mossa che porta a una P-position.

La teoria del Nim fu risolta completamente da Charles Leonard Bouton in un celebre articolo del 1902 pubblicato sugli *Annals of Mathematics*. Il risultato di Bouton è il seguente:

> **Teorema (Bouton, 1902).** Una posizione $\left(n_1, n_2, ..., n_k\right)$ di Nim è una P-position (posizione perdente per chi deve muovere) se e soltanto se

$$n_1 \oplus n_2 \oplus \cdots \oplus n_k = 0$$

dove $\oplus$ denota l'**XOR bit a bit** (somma binaria senza riporto).

Il risultato è sorprendente perché connette un gioco combinatorio — apparentemente il dominio dell'intuizione e della tattica — con un'operazione elementare dell'algebra booleana. La somma XOR (chiamata anche **somma di Nim** o **nimber sum**) opera cifra per cifra in base 2: $0 \oplus 0 = 0$, $1 \oplus 0 = 1$, $0 \oplus 1 = 1$, $1 \oplus 1 = 0$.

Come esempio, consideriamo la posizione $(3, 5, 7)$. In binario: $3 = 011$, $5 = 101$, $7 = 111$. Il loro XOR colonna per colonna è:

$$011\ 101 \oplus 111\ 001$$

Poiché $3 \oplus 5 \oplus 7 = 1 \neq 0$, la posizione $(3, 5, 7)$ è una N-position: vince chi deve muovere. La mossa vincente consiste nel trovare un mucchio da ridurre in modo che il XOR risultante sia zero — in questo caso, riducendo il mucchio da 7 a 6 si ottiene $(3, 5, 6)$ con $3 \oplus 5 \oplus 6 = 011 \oplus 101 \oplus 110 = 000$, che è una P-position.

1.2.3 — Il valore di Grundy (o nimber)

La generalizzazione del teorema di Bouton all'intera classe dei giochi combinatori richiede il concetto di **valore di Grundy** (o **nimber**) di una posizione.

Sia G un gioco combinatorio con convenzione normal play. Per ogni posizione $s \in S$, il **valore di Grundy** $G(s)$ è definito ricorsivamente come segue:

$$G(s) = mex(\{G(s') : s' \in M(s)\})$$

dove mex (Minimum EXcludant) di un insieme $A \subseteq N$ è il minimo numero naturale non appartenente ad A:

$$mex(A) = min(N \backslash A).$$

Per le posizioni terminali (foglie dell'albero), dove $M(s) = \emptyset$, si ha $mex(\emptyset) = 0$.

La ricorsione è ben fondata per tutti i giochi finiti e aciclici. Il valore di Grundy è un numero naturale che *codifica* la posizione strategica: una posizione ha $G(s) = 0$ se e solo se è una P-position (perde chi deve muovere); ha $G(s) = n > 0$ se e solo se è equivalente strategicamente al mucchio di Nim con n oggetti.

Vediamo un esempio elementare: il gioco di Nim con un solo mucchio di n oggetti. Le posizioni terminali hanno $G(0) = mex(\emptyset) = 0$. Da un mucchio di n oggetti si può raggiungere qualunque mucchio di dimensione $0, 1, ..., n-1$, dunque $G(n) = mex(\{0, 1, ..., n-1\}) = n$. Il valore di Grundy di un mucchio di Nim con n oggetti è semplicemente n — un risultato rassicurante che conferma la consistenza della definizione.

1.2.4 — Il Teorema di Sprague-Grundy

Siamo ora in grado di enunciare il teorema principale.

> **Teorema (Sprague 1935, Grundy 1939).** Sia $G = G_1 + G_2 + \cdots + G_k$ la **somma di giochi** (game sum) di k giochi combinatori indipendenti con convenzione normal play, dove nella somma ad ogni turno il giocatore in mossa sceglie uno dei giochi e vi effettua una mossa legale. Allora:
>
> $$G(G_1 + G_2 + \cdots + G_k) = G(G_1) \oplus G(G_2) \oplus \cdots \oplus G(G_k)$$

> Ossia il valore di Grundy della somma è lo XOR dei valori di Grundy dei singoli giochi.

Le implicazioni sono profonde. Ogni gioco combinatorio finito con convenzione normal play — non importa quanto complicato — può essere analizzato scomponendo la posizione in sotto-giochi indipendenti, calcolando il valore di Grundy di ciascuno, e combinando i valori con lo XOR. Il risultato è zero (P-position, perde chi deve muovere) se e solo se il XOR di tutti i valori è zero.

Il Go endgame è un'applicazione importante della teoria dei giochi combinatori, ma richiede una precisazione cruciale. Le regioni in cui la scacchiera si scompone nelle fasi finali sono in generale giochi *partizan* — Nero può muovere solo le pietre nere, Bianco solo le bianche — non imparziali, e il Teorema di Sprague-Grundy si applica direttamente solo ai giochi imparziali. L'analisi dell'endgame del go richiede la teoria generale dei giochi partizan sviluppata da Conway, nella quale ogni posizione ha un valore che è un numero surreale (non un nimber), con le nozioni di *temperatura* e *mean value* che sostituiscono i nimber. La decomposizione in componenti indipendenti — l'idea fondamentale condivisa con Sprague-Grundy — rimane valida, ma i valori si sommano secondo l'algebra dei numeri surreali, non quella dei nimber. Nelle fasi finali di una partita di go, la scacchiera si scompone naturalmente in regioni indipendenti (i cosiddetti *territories* e *ko fights* marginali) ognuna delle quali costituisce un sotto-gioco separato. La teoria partizana — nella sua estensione conwayana — fornisce in linea di principio un metodo per determinare il valore di ciascuna regione e dunque la mossa ottimale nell'endgame. Berlekamp e Wolfe, nel loro trattato *Mathematical Go: Chilling Gets the Last Point* (1994), hanno sviluppato questa applicazione

fino a produrre analisi quantitative di endgame che alcuni professionisti hanno trovato rivelatrici e altri disturbanti — perché dimostravano errori in partite di campioni mondiali usando solo strumenti algebrici elementari.

1.2.5 — L'algebra dei nimber

I valori di Grundy — i **nimber** — non sono semplici numeri naturali: costituiscono un'**algebra** con operazioni proprie, che in certi punti diverge drammaticamente dall'algebra ordinaria.

La **somma di nimber** è lo XOR: $m \oplus n$. Vale la proprietà che $n \oplus n = 0$ per ogni n, il che riflette il fatto che due componenti identiche si "annullano" strategicamente — chi deve muovere in un gioco composto da due copie identiche perde sempre, perché può copiare simmetricamente qualunque mossa dell'avversario.

Il **prodotto di nimber** $m \otimes n$ è definito attraverso una costruzione più elaborata, basata sui **giochi surreali** (surreal numbers) di John Horton Conway, e soddisfa proprietà sorprendenti. Ad esempio, $\omega \otimes \omega = \omega^2$ dove ω è il primo ordinale infinito, e l'algebra dei nimber risulta essere isomorfa al campo algebrico chiuso di caratteristica 2 della cardinalità del continuo — un risultato che collega la teoria dei giochi combinatori alla logica matematica e alla teoria dei campi.

Conway ha elaborato questi risultati nel monumentale *On Numbers and Games* (1976), dove introduce i **numeri surreali** come una classe che contiene simultaneamente i numeri reali, gli ordinali transfiniti e i valori di tutti i giochi combinatori. L'idea di fondo è che i giochi *sono* numeri, in un senso matematicamente preciso: la struttura di un gioco come Left/Right

game (dove i due giocatori hanno insiemi diversi di mosse disponibili) definisce un numero surreale, e le operazioni sui giochi corrispondono alle operazioni aritmetiche sui surreali.

Questo è uno dei risultati più belli e inattesi dell'intera matematica del Novecento: il gioco, inteso nel senso più elementare di competizione tra due giocatori con regole semplici, genera spontaneamente una struttura numerica più ricca di quella dei numeri reali.

1.2.6 — I limiti della teoria e la frontiera del go

La teoria di Sprague-Grundy è matematicamente completa e soddisfacente, ma incontra limitazioni concrete quando si tenta di applicarla a giochi reali come gli scacchi o il go nella loro interezza.

Il primo ostacolo è computazionale: calcolare il valore di Grundy di una posizione richiede, nel caso peggiore, l'esplorazione dell'intero sottoalbero radicato in essa. Per posizioni di media complessità negli scacchi o nel go, questo calcolo è intractable con le risorse attuali.

Il secondo ostacolo è strutturale: la teoria si applica nella sua forma più pura solo ai giochi con convenzione normal play e senza meccanismi di patta o di cattura che modifichino la struttura del grafo. Gli scacchi, con la regola della patta per ripetizione e per insufficienza di materiale, e il go, con le regole del ko che proibiscono certe ripetizioni, introducono complicazioni che richiedono estensioni della teoria di base.

Il terzo ostacolo — forse il più interessante — è concettuale: anche in quei domini (come l'endgame del go) dove la teoria si applica perfettamente, la sua applicazione pratica richiede la scomposizione della posizione in componenti indipendenti, e questa scomposizione non è

sempre ovvia né unica. Riconoscere che una certa configurazione sulla scacchiera è decomponibile in sotto-giochi indipendenti è già un problema difficile, che richiede comprensione profonda del gioco specifico.

In altre parole: la teoria offre una risposta completa alla domanda *"come si calcola il valore di una posizione?"*, ma non risponde alla domanda *"come si riconosce la struttura di una posizione?"*. Questo gap tra la soluzione formale e la comprensione pratica è uno dei temi ricorrenti dell'intera monografia — e, come vedremo, è anche la distanza che separa il tipo di intelligenza di AlphaZero da quello di un grande maestro umano.

1.2.7 — Una nota sulla bellezza matematica

Vale la pena soffermarsi un momento sulla natura epistemica di questi risultati. Il teorema di Sprague-Grundy non è stato scoperto guardando alle applicazioni: è emerso dall'analisi astratta delle strutture di gioco, e solo a posteriori si è rivelato universalmente applicabile. Shannon e Turing, che negli stessi anni stavano progettando i primi programmi scacchistici, non facevano uso di questa teoria — lavoravano con euristiche e ricerca nell'albero, non con nimber e mex.

C'è qui una lezione metodologica importante per l'intera storia dell'IA applicata ai giochi: i risultati matematici più profondi — quelli che rivelano la struttura fondamentale dei giochi — sono stati sviluppati parallelamente e quasi indipendentemente dai tentativi computazionali di "battere" i giocatori umani. Le due tradizioni si incontrano solo raramente, e quando lo fanno — come nell'analisi di Berlekamp dell'endgame del go — i risultati sono illuminanti in modo inatteso.

Questa separazione non è accidentale. Riflette una tensione profonda tra due modalità di intelligenza: quella che cerca la struttura formale e quella che cerca la prestazione efficace. Una tensione che AlphaZero, come vedremo, ha esacerbato fino al parossismo.

Capitolo 1.3 — Complessità computazionale: dove si collocano i giochi nell'architettura della calcolabilità

1.3.1 — Due misure di complessità distinte

Prima di classificare scacchi e go nella gerarchia computazionale, è necessario distinguere con precisione due nozioni di complessità che nella letteratura divulgativa vengono spesso confuse, con conseguenze fuorvianti.

La **complessità dello spazio degli stati** di un gioco è il numero di posizioni distinte e legali che il gioco può assumere. Si tratta di una misura statica: conta quante configurazioni diverse esistono, indipendentemente da come si raggiunga ciascuna di esse e da quante mosse siano necessarie. Per gli scacchi, la stima più accurata è nell'ordine di 10^{44} posizioni legali; per il go su tavola 19×19, la stima è di circa 2.08×10^{170} posizioni — un numero calcolato da Tromp nel 2016 (per le stime preliminari cfr. Tromp e Farnebäck, 2007) mediante un conteggio esatto basato sulla struttura della regola del ko.

La **complessità dell'albero di gioco** è invece il numero totale di partite possibili, ossia il numero di percorsi distinti dalla radice alle foglie nell'albero di gioco. Questa misura è dinamica: tiene conto non solo di quante posizioni esistono, ma di quante volte ciascuna posizione può

essere visitata durante una partita e di quante sequenze di mosse diverse portano a ogni esito. Per gli scacchi, la stima di Shannon è 10^{123}; per il go, la stima corrente è approssimabile a 10^{360}.

Il rapporto tra le due misure rivela qualcosa di strutturalmente importante: nel go, lo spazio degli stati è vasto ma l'albero di gioco è enormemente più grande, il che significa che la stessa posizione può essere raggiunta attraverso un numero enorme di sequenze di mosse diverse — e le proprietà strategiche di una posizione dipendono in modo non banale dalla storia che ha portato ad essa.

Né l'una né l'altra misura, tuttavia, costituisce una classificazione computazionale rigorosa nel senso della teoria della complessità. Per questo occorre la nozione di **problema decisionale** associato al gioco e la sua collocazione nella gerarchia delle classi di complessità.

1.3.2 — Il problema decisionale associato a un gioco

Dato un gioco combinatorio G, il **problema decisionale** associato è il seguente: data una posizione s e sapendo che tocca al giocatore 1 muovere, il giocatore 1 ha una strategia vincente?

Questo problema — che chiameremo $WIN(G)$ — è il nucleo computazionale di ogni gioco. Risolverlo efficientemente significa poter giocare in modo ottimale; la sua difficoltà intrinseca misura quanto sia computazionalmente arduo "capire" una posizione nel senso più formale del termine.

Per rendere la classificazione precisa, è necessario considerare **versioni generalizzate** dei giochi, in cui la tavola ha dimensione $n \times n$ invece di essere fissa. Il motivo è tecnico ma importante: un gioco su una

tavola di dimensione fissa (come gli scacchi su 8×8 o il go su 19×19) è in linea di principio risolvibile in tempo costante — basta costruire un oracolo che risponda a tutte le possibili posizioni — e dunque non ha una complessità interessante nel senso della teoria della complessità asintotica. La classificazione significativa riguarda il comportamento del problema al crescere di n.

1.3.3 — La gerarchia delle classi di complessità rilevanti

Richiamiamo le classi di complessità che intervengono nella classificazione dei giochi, ordinandole per potenza computazionale crescente:

P — problemi risolvibili in tempo polinomiale in n da una macchina di Turing deterministica. Sono i problemi "facili" per eccellenza: ordinamento, ricerca, moltiplicazione di matrici.

NP — problemi per i quali una soluzione proposta può essere *verificata* in tempo polinomiale. La classe dei problemi di soddisfacibilità booleana (SAT), del commesso viaggiatore, della colorazione di grafi. La congettura $P \neq NP$ — uno dei sette Problemi del Millennio del Clay Mathematics Institute — afferma che trovare una soluzione è strutturalmente più difficile che verificarla.

PSPACE — problemi risolvibili in spazio polinomiale in n. La classe PSPACE contiene sia P che NP, e si ritiene che le contenga strettamente. Un problema è in PSPACE se può essere risolto utilizzando una quantità di memoria $O\left(n^k\right)$ per qualche costante k, anche se il tempo richiesto può essere esponenziale. Il risultato fondamentale di Savitch (1970) afferma che $NPSPACE = PSPACE$, ossia che il non-determinismo non aggiunge potere computazionale quando si misura lo spazio.

EXPTIME — problemi risolvibili in tempo esponenziale $2^{p(n)}$ per qualche polinomio p. Si ha $PSPACE \subseteq EXPTIME$. Si noti che il complemento di un gioco combinatorio — stabilire se il giocatore 1 *perde* con gioco ottimale — ha la stessa complessità del gioco originale, proprietà che non vale per NP (dove il complemento forma la classe co-NP).

La gerarchia rilevante per i giochi è dunque:

$$P \subseteq NP \subseteq PSPACE \subseteq EXPTIME$$

con la congettura — non dimostrata, ma universalmente ritenuta vera — che tutte le inclusioni siano strette. Le classi **PSPACE-complete** ed **EXPTIME-complete** identificano i problemi più difficili all'interno di ciascuna classe: un problema è completo per una classe C se appartiene a C e ogni problema in C è riducibile ad esso in tempo polinomiale. I problemi completi sono, in senso preciso, i "più difficili" — e i più espressivi — della loro classe.

1.3.4 — La classificazione degli scacchi: EXPTIME-completezza

Il risultato fondamentale sulla complessità degli scacchi è dovuto a Fraenkel e Lichtenstein (1981):

> **Teorema (Fraenkel & Lichtenstein, 1981).** Il problema decisionale $WIN(SCACCHI)$ — stabilire se il giocatore in mossa ha una strategia vincente in una posizione di scacchi su tavola $n \times n$ — è **EXPTIME-completo**.

La dimostrazione procede in due parti, ciascuna non banale. Che il problema sia in **EXPTIME** segue dal fatto che l'albero Minimax, la cui profondità è limitata dal numero massimo di mosse $D(n)$ (che cresce almeno linearmente in n), può essere esplorato in tempo $O\left(b^{D(n)}\right)$, il che è

esponenziale in n. Che il problema sia **EXPTIME-arduo** — ossia che ogni problema in EXPTIME sia polinomialmente riducibile a $WIN(SCACCHI)$ — si dimostra costruendo configurazioni scacchistiche su tavola $n \times n$ che simulano il comportamento di macchine di Turing alternate (Alternating Turing Machines, ATM) con risorse polinomiali di spazio, le quali sono note essere EXPTIME-complete per il teorema di Chandra, Kozen e Stockmeyer (1981).

La costruzione concreta, pur tecnicamente elaborata, ha un'idea di fondo elegante: si codifica la computazione di una ATM nei movimenti dei pezzi sulla scacchiera, in modo che il giocatore 1 vinca se e solo se la macchina accetta il suo input. Le torri simulano le testine della macchina di Turing; i pedoni codificano il nastro; le mosse del re rappresentano le transizioni di stato. È una riduzione che richiede ingegno combinatorio considerevole, ma che dimostra quanto la struttura degli scacchi sia ricca al punto da poter simulare computazioni universali.

Il risultato significa che gli scacchi (nella versione $n \times n$) sono computazionalmente equivalenti alla classe più difficile dei problemi risolvibili in tempo esponenziale. Non esiste — a meno che $P = EXPTIME$, che implicherebbe il crollo dell'intera gerarchia computazionale — nessun algoritmo sub-esponenziale che risolva il problema decisionale degli scacchi su tavola arbitrariamente grande.

1.3.5 — La classificazione del go: PSPACE-durezza e oltre

La complessità del go ha una storia più articolata e una classificazione definitiva ancora parzialmente aperta. I risultati si sono accumulati in fasi successive.

Lichtenstein e Sipser (1980) dimostrarono per primi che alcune versioni semplificate del go (in particolare versioni senza la regola del ko, o con ko semplice) sono **PSPACE-complete**. Robson (1983) estese il risultato:

> **Teorema (Robson, 1983).** Il problema $WIN(GO)$ su tavola $n \times n$, con la regola del ko nella sua forma standard, è **PSPACE-arduo**.

Risultati più recenti di Wolfe (2002) e di altri autori suggeriscono che con le regole del ko nella loro forma più generale — in particolare il *ko ciclico* (superko) presente nelle regole cinesi — il problema diventi **EXPTIME-completo**, ma la dimostrazione completa per il caso delle regole cinesi rimane, alla data di scrittura di questo testo, un problema aperto nella letteratura.

La ragione per cui la classificazione del go è più delicata di quella degli scacchi risiede proprio nelle regole del ko. Il ko è il meccanismo con cui il go previene le ripetizioni: una mossa è illegale se porterebbe la tavola a una configurazione già apparsa (nella versione cinese: a *qualunque* configurazione già apparsa nella partita). Questa regola, che ha origine estetica e pratica nel gioco reale, introduce cicli nell'albero di gioco che complicano enormemente la classificazione formale. Una posizione di ko ciclico coinvolge un numero arbitrariamente grande di pietre e può persistere per decine di mosse, creando catene di dipendenze causali che rendono il problema di valutazione intrinsecamente globale.

La distinzione fondamentale tra la complessità degli scacchi e quella del go può essere articolata come segue. Negli scacchi, la difficoltà principale è **temporale**: il numero di mosse da guardare avanti per valutare una posizione cresce esponenzialmente. Nel go, la difficoltà è anche — e forse principalmente — **spaziale**: valutare una posizione

richiede tenere conto di un numero esponenziale di configurazioni globali alternative, perché il valore di ogni gruppo di pietre è sensibile alle interazioni con l'intera tavola. La profondità dell'albero di scacchi è enorme; la *larghezza* dello spazio delle configurazioni rilevanti nel go lo è altrettanto, e in modo strutturalmente diverso.

1.3.6 — Il contributo di Berlekamp, Conway e Guy: temperatura dei giochi

Prima di concludere questo capitolo, è opportuno menzionare un risultato intermedio che connette la teoria della complessità con la pratica dell'analisi: la nozione di **temperatura** di una posizione, sviluppata da Berlekamp, Conway e Guy nel trattato *Winning Ways for Your Mathematical Plays* (1982).

La temperatura $t(G)$ di un gioco G misura l'urgenza strategica di muovere in quella posizione — quanto vale effettuare la prossima mossa rispetto ad aspettare. Formalmente:

$$t(G) = \frac{L(G) - R(G)}{2}$$

dove $L(G)$ (Left stop) è il valore che il gioco raggiunge quando solo il giocatore sinistro ha ancora mosse disponibili, e $R(G)$ (Right stop) è il corrispondente valore per il giocatore destro. Un gioco "caldo" (high temperature) è uno in cui c'è molto da guadagnare muovendo immediatamente; un gioco "freddo" (low temperature) è uno in cui si può temporeggiare senza perdite significative.

La tecnica del **chilling** (raffreddamento) trasforma un gioco G di temperatura t nel gioco $G' = G - t \cdot 1$, dove 1 è il gioco unità, semplificando l'analisi e consentendo di confrontare posizioni su scale

diverse. Applicata all'endgame del go, questa teoria ha prodotto risultati quantitativi notevoli: Berlekamp e Wolfe, in *Mathematical Go: Chilling Gets the Last Point* (1994), dimostrano che in certe posizioni il giocatore che muove per primo in una regione di temperatura t guadagna esattamente t punti rispetto all'avversario — rendendo possibile un'analisi dell'endgame con precisione al punto singolo, superiore a quella disponibile ai professionisti umani dell'epoca.

La rilevanza di questo risultato per la nostra narrazione è duplice. Da un lato, mostra che anche problemi di complessità PSPACE o EXPTIME possono avere sotto-strutture analizzabili con strumenti algebrici elementari — la complessità globale non esclude la struttura locale. Dall'altro, e più significativamente, il concetto di temperatura corrisponde a qualcosa che i grandi maestri di go riconoscono intuitivamente da millenni: l'urgenza di una mossa, la differenza tra mosse "calde" da giocare subito e mosse "fredde" da lasciare per dopo. La teoria di Berlekamp non ha inventato questo concetto — lo ha misurato.

1.3.7 — Complessità teorica e pratica computazionale: il ruolo delle euristiche

Un ultimo punto chiarisce il rapporto tra i risultati teorici e la pratica dell'IA applicata ai giochi.

La EXPTIME-completezza degli scacchi non impedisce di costruire programmi che giocano a livello sovrumano: l'ha dimostrato Deep Blue nel 1997 e lo confermano ogni giorno Stockfish e i suoi successori. I programmi scacchistici aggirano la barriera computazionale mediante **euristiche** — funzioni di valutazione che stimano il valore di una posizione senza esplorazione esaustiva. Stockfish valuta una posizione in

pochi microsecondi usando una combinazione di caratteristiche strutturali: sicurezza del re, struttura pedonale, attività dei pezzi, controllo del centro, struttura delle colonne aperte. Nessuna di queste è esatta; la loro combinazione lineare è una buona approssimazione.

Per il go, la costruzione di una funzione di valutazione euristica si è rivelata strutturalmente molto più difficile. La ragione è esattamente la non-località che rende il go PSPACE-arduo: il valore di un gruppo di pietre dipende dalla configurazione globale dell'intera tavola in un modo che non si lascia approssimare con combinazioni di caratteristiche locali o semi-locali. Ogni tentativo di scrivere un valutatore go basato su regole esplicite — condotto da alcuni dei migliori programmatori del mondo per trent'anni — ha prodotto programmi incapaci di superare un dilettante di livello medio-alto.

Questa asimmetria — qualitativa, non solo quantitativa — è la prima e più fondamentale ragione per cui il go richiedeva un approccio radicalmente diverso dagli scacchi. AlphaGo non ha aggirato la complessità del go con un'euristica migliore: ha usato reti neurali profonde per *apprendere* una rappresentazione latente delle posizioni che cattura le dipendenze globali in modo implicito, senza che esse vengano codificate esplicitamente da un programmatore umano. È un punto a cui torneremo nel Blocco III, ma è già possibile intuire come la struttura matematica del problema — la sua non-locality di rango PSPACE — abbia letteralmente *dettato* la forma della soluzione computazionale che avrebbe avuto successo.

Capitolo 1.4 — La frattura tra go e scacchi: ontologica o di scala?

1.4.1 — Una convinzione durata quarant'anni

Per quasi mezzo secolo — grosso modo dal 1960 al 2015 — vi è stata una convinzione diffusa e quasi universalmente condivisa tra i ricercatori di intelligenza artificiale, i giocatori professionisti di go e i teorici della cognizione: che il go fosse *qualitativamente* diverso dagli scacchi, non semplicemente più difficile. Non un problema più grande della stessa specie, ma un problema di specie diversa — accessibile a una forma di intelligenza radicalmente altra da quella che aveva permesso a Deep Blue di battere Kasparov.

Questa convinzione poggiava su argomenti concreti, non su vaghi presentimenti culturali. Il fattore di ramificazione del go ($b \approx 250$) è sette volte quello degli scacchi ($b \approx 35$). La profondità media di una partita di go (circa 300 mosse totali) è quasi quattro volte quella degli scacchi (circa 80 mosse). Moltiplicando: l'albero di gioco del go è di circa 250^{300} contro 35^{80} per gli scacchi, una differenza di oltre 10^{577} ordini di grandezza. Ma queste sono differenze quantitative. Gli argomenti di *differenza qualitativa* erano più sottili.

Il primo argomento riguardava la **non-località della valutazione posizionale**. Negli scacchi, il valore di una posizione può essere approssimato — imperfettamente, ma con buona accuratezza — da una funzione che somma contributi locali: il materiale, la sicurezza del re, il controllo del centro, la struttura pedonale. Ogni pezzo ha un valore approssimativo relativamente stabile (la torre vale circa cinque pedoni in

quasi tutte le posizioni). Nel go, questa approssimazione locale collassa completamente: il valore di una pietra dipende dalla configurazione dell'intera tavola, e non esiste una gerarchia di "pezzi" con valori stabili. Una pietra di go vale esattamente quanto il territorio che contribuisce a costruire o a salvare — e questo dipende da ogni altra pietra sulla tavola.

Il secondo argomento riguardava la **struttura dell'intuizione esperta**. I grandi maestri di scacchi, come ha documentato de Groot negli anni '40, operano principalmente attraverso il riconoscimento di schemi posizionali memorizzati — "chunking" — combinato con una ricerca selettiva di varianti. Questa struttura si presta relativamente bene all'imitazione algoritmica: Deep Blue codificava esplicitamente una funzione di valutazione scritta da grandi maestri, e cercava nell'albero usando quella funzione come guida. I grandi maestri di go, invece, descrivevano la loro intuizione in termini che sembravano resistere a qualunque formalizzazione: *aji* (il potenziale latente di una configurazione), *influence* (l'influenza di un gruppo di pietre su una regione della tavola), *thickness* (lo spessore, la robustezza di una struttura). Questi concetti sono intrinsecamente globali, relazionali, dipendenti dal contesto.

Il terzo argomento era di ordine fenomenologico: il go *sembrava* richiedere un tipo diverso di percezione. Mentre negli scacchi si calcola — si esplorano varianti concrete, si valutano sacrifici, si seguono linee di gioco — nel go si *vede*: la posizione viene percepita globalmente, e la mossa giusta emerge da una comprensione della "forma" (katachi) piuttosto che da un calcolo. I professionisti giapponesi e coreani descrivevano questa percezione in termini quasi estetici, quasi zen — lontanissimi dal linguaggio computazionale.

Tutto questo, si è scoperto nel 2016-2017, era vero e insieme irrilevante.

1.4.2 — Le dimensioni della differenza: un'analisi comparativa

Prima di esaminare il significato della risposta di AlphaGo/AlphaZero, vale la pena articolare con precisione le dimensioni lungo le quali go e scacchi differiscono. Non tutte le differenze si sono rivelate ugualmente profonde.

Dimensione 1: Lo spazio degli stati

Per gli scacchi, il numero di posizioni legali distinte è stato stimato da Victor Allis (1994) intorno a 10^{44}. Per il go su tavola 19×19, le stime variano tra 10^{170} e $2{\times}10^{170}$ (Tromp, 2016), ottenute calcolando il numero esatto di posizioni legali secondo le regole del ko. Si noti che 10^{170} è un numero più grande del quadrato del numero di atomi nell'universo osservabile ($\approx \left(10^{80}\right)^2 = 10^{160}$).

Formalmente, lo spazio degli stati del go è la quozientizzazione dell'insieme $\{0,1,2\}^{361}$ (ogni intersezione delle $19{\times}19 = 361$ intersezioni è vuota, nera, o bianca) per le regole di cattura e di ko. Il numero esatto di posizioni legali è stato calcolato da Tromp nel 2016 come

$$\left|S_{Go}\right| = 208168199381979984699478633344862770286522453884530548425639456820927$$

un numero di 171 cifre decimali. Questa è una delle più grandi costanti esatte mai calcolate in un contesto combinatorio.

Dimensione 2: Il fattore di ramificazione e la profondità

Come già osservato, nel go il fattore di ramificazione è circa 250 e la profondità media è circa 150 mosse per giocatore. Negli scacchi, circa 35 e 40 mosse per giocatore rispettivamente. Il prodotto $b \times d$ — una misura approssimativa della complessità totale della ricerca — è circa $250 \times 150 = 37500$ per il go contro $35 \times 40 = 1400$ per gli scacchi, ossia il go è circa 27 volte "più esteso" in questo senso elementare. Ma l'effetto sull'albero di ricerca è esponenziale, non lineare.

Dimensione 3: La struttura della funzione di valore

Questa è forse la differenza più importante dal punto di vista cognitivo e algoritmico. Per gli scacchi, la funzione di valore $V: S \to [-1, +1]$ — normalizzata tra -1 (vince il nero) e $+1$ (vince il bianco) — presenta una struttura relativamente regolare: posizioni simili (che differiscono per pochi pezzi) tendono ad avere valori simili. Questo permette di apprendere V con funzioni parametriche relativamente semplici.

Per il go, la funzione di valore presenta discontinuità drastiche: posizioni che differiscono per una sola pietra possono avere valori radicalmente diversi, perché quella pietra può decidere la vita o la morte di un grande gruppo. Una variazione di una singola intersezione può cambiare il territorio di dieci, venti, cinquanta punti — e con esso il risultato della partita. Formalmente, la funzione di valore del go ha una **variazione totale** molto più elevata rispetto agli scacchi, e questa discontinuità rende più difficile l'approssimazione con funzioni regolari.

Dimensione 4: La struttura delle regole di fine gioco

Nel go, la determinazione del vincitore richiede il conteggio del territorio — una procedura che dipende dalla configurazione finale

dell'intera tavola e che può produrre risultati molto vicini (la vittoria per mezzo punto è comune nelle partite professionistiche con komi). Nei finali di go, come già osservato, la decomposizione in sotto-giochi indipendenti è spesso possibile e la teoria di Sprague-Grundy si applica; ma identificare questa decomposizione richiede una comprensione globale della posizione.

Dimensione 5: L'asimmetria del ko

La regola del **ko** nel go — che vieta di ricreare immediatamente la posizione precedente, prevenendo cicli infiniti — introduce una complessità temporale senza analogo negli scacchi. Una battaglia di ko intrecciata (superko) può richiedere sequenze di "minacce" (ko threats) su tutto il goban, rendendo globale una decisione che superficialmente sembra locale. La corretta gestione del ko è uno degli aspetti più difficili del go avanzato e uno dei principali contribuenti alla EXPTIME-hardness del go generalizzato.

1.4.3 — La risposta di AlphaGo: cosa si è scoperto

Nel gennaio 2016, DeepMind pubblicò su *Nature* il paper *Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search*, firmato da David Silver, Aja Huang e una venticinquina di coautori. AlphaGo batteva il campione europeo Fan Hui cinque a zero. In marzo dello stesso anno, batteva Lee Sedol quattro a uno. In dicembre 2016, nella versione AlphaGo Master, batteva online i migliori giocatori del mondo con un punteggio di 60-0.

La domanda che ci preme qui non è "come funziona AlphaGo" — questo sarà oggetto del Blocco III — ma piuttosto: **cosa ha rivelato AlphaGo sulla struttura del go come problema matematico?**

La risposta è complessa e ha più livelli.

Primo livello: la non-località è apprendibile. AlphaGo usava reti neurali convoluzionali (CNN) per approssimare sia la funzione di valore $V(s)$ (quanto è buona questa posizione per il giocatore in mossa?) sia la *policy* $\pi(a|s)$ (qual è la distribuzione di probabilità sulle mosse buone in questa posizione?). Le CNN elaborano la tavola come un'immagine, catturando pattern a scale spaziali diverse attraverso i filtri degli strati convoluzionali. Il risultato sorprendente è che queste reti riescono ad approssimare in modo accurato la funzione di valore del go — nonostante la sua alta variazione totale — se addestrate su un numero sufficiente di esempi.

Questo non significa che la funzione di valore del go sia "semplice": significa che appartiene alla classe delle funzioni approssimabili da reti neurali profonde con architettura convoluzionale, che è una classe molto ampia. La non-località non era un ostacolo insormontabile all'apprendimento — era un ostacolo all'apprendimento con funzioni *lineari* di feature locali. Le reti neurali profonde, con i loro miliardi di parametri e la loro capacità di catturare relazioni non lineari e a lungo raggio, appartengono a una classe di approssimatori sufficientemente ricca.

Secondo livello: l'intuizione è simulabile. La *policy network* di AlphaGo produceva, da una posizione, una distribuzione di probabilità sulle ≈ 250 mosse disponibili, concentrata su un ristretto sottoinsieme di

mosse "buone". Questo è funzionalmente equivalente a ciò che i professionisti chiamano *intuizione* — la capacità di identificare rapidamente le mosse candidate senza esplorare l'intero albero. AlphaGo ha dimostrato che questa capacità può essere approssimata da una funzione parametrica, almeno nel senso funzionale.

Terzo livello: i concetti del go sono feature implicite. L'analisi delle rappresentazioni interne delle reti neurali di AlphaGo ha mostrato che i neuroni degli strati intermedi sviluppano rappresentazioni che corrispondono approssimativamente a concetti del go come *gruppi*, *liberties* (libertà di un gruppo), *connessione*, *influenza*. Questi concetti non sono stati inseriti esplicitamente — sono emersi dall'addestramento. Ciò suggerisce che i concetti del go non sono arbitrari costruzioni culturali, ma hanno una base strutturale che le reti neurali possono "scoprire" autonomamente.

1.4.4 — AlphaZero: la risposta definitiva

Se AlphaGo aveva battuto i campioni umani usando dati di partite umane (la *policy network* era addestrata su circa 30 milioni di mosse da partite di professionisti), AlphaZero — pubblicato nel 2017 — eliminava anche questo legame. AlphaZero partiva soltanto dalle regole del gioco e si addestrava giocando contro se stesso (self-play con reinforcement learning). Dopo 4 ore di addestramento, superava Stockfish 8 negli scacchi. Dopo 8 ore, superava AlphaGo Lee (la versione che aveva battuto Sedol).

Il risultato ha un'implicazione filosofica precisa e dirompente riguardo alla questione che ci siamo posti: **la differenza tra go e scacchi non è ontologica, ma di scala**. Lo stesso algoritmo — stessa architettura, stessi iperparametri fondamentali, stessa procedura di addestramento —

ha imparato a giocare in modo sopraumano sia a scacchi, sia a go, sia a shogi, partendo soltanto dalle rispettive regole. L'unica differenza era la dimensione della rete e il tempo di addestramento.

Più precisamente: AlphaZero ha dimostrato che le proprietà che si credevano costituire la differenza *qualitativa* del go — la non-località della valutazione, la centralità dell'intuizione globale, la resistenza alla formalizzazione della strategia — non erano proprietà che richiedessero un approccio radicalmente diverso. Richiedevano una rete più grande (per catturare relazioni a lungo raggio), un addestramento più lungo (per esplorare uno spazio di stati più vasto), e un albero di ricerca con più campionamento stocastico (Monte Carlo Tree Search, necessario per gestire il fattore di ramificazione elevato). Ma la struttura dell'algoritmo era la stessa.

Questo è un risultato matematicamente significativo, anche se non dimostra nulla nel senso formale. Dimostra *empiricamente* che la classe di funzioni approssimate da reti neurali profonde con architettura residuale è abbastanza ricca da contenere sia la funzione di valore degli scacchi sia quella del go. Non dimostra che queste funzioni abbiano la stessa struttura matematica profonda — solo che sono entrambe approssimabili con lo stesso tipo di strumento.

1.4.5 — Cosa rimane della differenza

La risposta di AlphaZero non cancella tutte le differenze tra go e scacchi: ne cancella alcune e ne rivela di nuove.

Ciò che è stato ridimensionato. La convinzione che il go richiedesse una forma di intelligenza *qualitativamente* diversa — più olistica, più

intuitiva, più "umana" — si è rivelata una proiezione. Le proprietà del go che sembravano resistere all'approccio algoritmico sono state risolte da un algoritmo più potente, non da un algoritmo di tipo diverso.

Ciò che rimane. La differenza quantitativa permane, ed è enorme. Il go rimane un problema computazionalmente più difficile degli scacchi nel senso pratico: la rete di AlphaZero per il go ha molti più parametri, richiede molte più ore di addestramento, e la sua MCTS deve campionare molte più posizioni per raggiungere lo stesso livello di accuratezza. In un senso operativo, il go è *più duro*. Ma questa è una differenza di grado, non di tipo.

Una differenza nuova che emerge. AlphaZero gioca go e scacchi in modo radicalmente diverso — non per scelta algoritmica, ma per necessità strutturale. Negli scacchi, la ricerca nell'albero (MCTS) è relativamente profonda e l'intuizione della policy network gioca un ruolo moderato. Nel go, la policy network è dominante: la ricerca deve essere guidata in modo molto più aggressivo, perché esplorare l'albero a caso in un gioco con fattore di ramificazione 250 è computazionalmente proibitivo anche per AlphaZero. Questo suggerisce che la differenza tra go e scacchi, pur non essendo ontologica, produce differenze *algoritmiche* reali nel bilanciamento tra ricerca e intuizione.

1.4.6 — La questione filosofica irrisolta

Vi è però un livello a cui la domanda "differenza ontologica o di scala?" non ha ricevuto risposta da AlphaZero — e non poteva riceverla, perché si tratta di una domanda sulla *comprensione*, non sulla *prestazione*.

AlphaZero gioca go meglio di qualunque essere umano. Ma *capisce* il go? In che senso, se in qualche senso, le rappresentazioni interne della sua rete neurale costituiscono una comprensione della struttura del gioco?

Questa domanda non è retorica né sofisticata nel senso deteriore del termine — è una domanda scientifica precisa, a cui la teoria dell'interpretabilità delle reti neurali (interpretability, explainability) sta cercando di rispondere con metodi empirici. I risultati parziali disponibili suggeriscono che le reti di AlphaZero sviluppano rappresentazioni interne che corrispondono a concetti del go (gruppi, connettività, liberties) e degli scacchi (pezzi attaccanti, struttura pedonale, sicurezza del re), ma in una forma che non è direttamente leggibile da un essere umano e che non coincide con i concetti che i professionisti usano esplicitamente.

C'è qui un'asimmetria filosofica profonda: AlphaZero *sa* giocare go e scacchi meglio di qualunque umano, ma non *sa di sapere* — e, più radicalmente, non è chiaro che i concetti con cui "sa" siano gli stessi concetti che un grande maestro usa. La risposta di AlphaZero alla domanda sulla differenza tra go e scacchi è dunque duplice: dal punto di vista della prestazione, la differenza è di scala; dal punto di vista della comprensione, la domanda rimane aperta — e lo rimane in modo nuovo e più preciso di prima.

1.4.7 — Arimaa: un caso limite progettato

Un episodio illuminante, spesso trascurato nelle discussioni su go e scacchi, è la storia di **Arimaa**. Nel 2002, l'ingegnere indiano Omar Syed, impressionato dalla vittoria di Deep Blue su Kasparov, progettò intenzionalmente un gioco che fosse facile per i bambini e difficile per i computer dell'epoca. Le regole di Arimaa si giocano su una scacchiera 8×8

con pezzi relativamente semplici, ma il fattore di ramificazione è altissimo (circa 17000 mosse possibili per turno) perché ogni giocatore può effettuare una sequenza di fino a quattro mosse per turno.

Syed offrì un premio di 10000 dollari a chi avesse scritto un programma capace di battere i migliori giocatori umani. Per dodici anni — dal 2004 al 2015 — nessun programma ci riuscì. Nel 2015, un programma basato su tecniche di machine learning (ma ancora pre-AlphaZero) vinse la sfida.

Arimaa è istruttivo per la nostra discussione perché fu progettato specificamente per massimizzare il fattore di ramificazione — rendendo inutile la ricerca nell'albero — senza aumentare la complessità percepita dai giocatori umani. I bambini possono imparare Arimaa in mezz'ora. I computer ci hanno impiegato dodici anni. Questo dimostra che il fattore di ramificazione è davvero la variabile chiave che determina la difficoltà per i sistemi di ricerca nell'albero — e non la "profondità" strategica percepita dai giocatori umani.

L'episodio di Arimaa mostra anche il limite della domanda "ontologica o di scala?": con sufficiente potenza computazionale e le giuste architetture di apprendimento, anche un gioco con fattore di ramificazione 17000 può essere padroneggiato da un sistema artificiale. La differenza tra i giochi non sembra essere mai ontologica nel senso di "incolmabile con più risorse" — è sempre di scala, ma la scala può essere così grande da essere praticamente incolmabile.

1.4.8 — Sintesi: una geometria condivisa sotto superfici diverse

Alla fine di questo capitolo, possiamo formulare una conclusione provvisoria ma solida: go e scacchi appartengono alla stessa classe matematica (giochi combinatori a due giocatori con informazione perfetta e senza caso), hanno la stessa classificazione nella gerarchia della complessità computazionale (EXPTIME-hard, congetturalmente EXPTIME-completo), e ammettono lo stesso tipo di soluzione algoritmica approssimata (reti neurali + MCTS). Le differenze tra loro sono reali ma appartengono al dominio delle costanti, non alla struttura asintotica.

La convinzione che il go richiedesse un'intelligenza qualitativamente diversa dagli scacchi era, in retrospettiva, una proiezione dell'inefficacia degli strumenti disponibili fino al 2016. Non c'era nulla di misticamente umano nel go che lo rendesse inaccessibile ai computer: c'era semplicemente una scala di difficoltà che le architetture pre-deep learning non riuscivano a gestire.

Eppure — e questo è il punto su cui torneremo nel Blocco IV — questa conclusione, pur corretta sul piano della prestazione, non esaurisce la domanda. Perché la distinzione che i professionisti tracciavano tra "calcolare" (scacchi) e "vedere" (go) non era soltanto un'ipotesi sbagliata sulla complessità computazionale: era anche una descrizione fenomenologica accurata di due *modi di fare esperienza* di un gioco. AlphaZero ha dimostrato che la prestazione può essere separata dall'esperienza — che si può giocare go meglio di Lee Sedol senza *vivere* il go nel modo in cui Lee Sedol lo vive. Ma questo non risponde alla domanda se quella forma di esperienza — quella fenomenologia della posizione, quella percezione dell'*aji* e del *influence* — abbia un valore epistemico proprio, irriducibile alla prestazione.

È questa domanda — non la domanda sulla differenza di scala tra go e scacchi — che rimane autenticamente aperta.

Capitolo 1.5 — Lo spazio delle partite come oggetto geometrico

1.5.1 — Oltre l'albero: una topologia dei giochi

Nei capitoli precedenti abbiamo trattato i giochi combinatori principalmente attraverso due strutture: l'albero di gioco (che descrive le sequenze di mosse possibili) e lo spazio degli stati (che descrive le configurazioni raggiungibili). Entrambe sono rappresentazioni accurate, ma tendono a oscurare una terza struttura, più ricca e più difficile da formalizzare: la geometria intrinseca dello spazio delle posizioni.

L'idea è la seguente. L'insieme S delle posizioni di un gioco non è soltanto un insieme amorfo di stati discreti — è uno spazio dotato di struttura. Alcune posizioni sono "vicine" ad altre in senso strategico; alcune sono "centrali" (da esse si raggiunge una grande varietà di posizioni successive), altre sono "periferiche" (quasi terminali, con poche mosse disponibili). Alcune posizioni sono raggiungibili da molti percorsi diversi, altre da uno solo. La distribuzione delle partite nello spazio degli stati non è uniforme: c'è una "geografia" delle posizioni, con regioni densamente popolate (le posizioni tipiche) e regioni desertiche (le posizioni estreme o impossibili da raggiungere in una partita reale).

Formalizzare questa geografia richiede strumenti che vanno oltre la teoria combinatoria elementare: si tratta di **topologia computazionale**,

teoria dei grafi, e — in modo più recente e sorprendente — **geometria differenziale applicata alle rappresentazioni apprese dalle reti neurali**.

1.5.2 — Il grafo delle posizioni e le sue proprietà metriche

Il punto di partenza naturale è il **grafo delle posizioni** $\Gamma = (S, M)$, dove i nodi sono le posizioni e gli archi orientati sono le mosse lecite. Questo è lo stesso grafo che abbiamo usato per definire il gioco, ma ora lo consideriamo come oggetto geometrico.

Su Γ si può definire una **distanza discreta** tra posizioni: la distanza $d(s, s')$ è la lunghezza del cammino minimo (in termini di mosse) tra s e s' nel grafo non orientato sottostante. Questa distanza soddisfa le proprietà metriche usuali:

$$d(s, s) = 0, \quad d(s, s') = d(s', s), \quad d(s, s'') \leq d(s, s') + d(s', s'')$$

Lo spazio metrico (S, d) ha proprietà che riflettono la struttura strategica del gioco. Il **diametro** del grafo — la massima distanza tra due posizioni qualsiasi — corrisponde alla lunghezza massima di una partita, che è $O\left(n^2\right)$ sia per gli scacchi sia per il go su tavola $n \times n$ (per gli scacchi per via della regola delle 50 mosse nella versione standard, per il go perché ogni mossa deve collocare una pietra o passare, e le pietre collocate non si rimuovono salvo cattura). Il **raggio** del grafo — la distanza dal nodo "più centrale" a tutti gli altri — misura quanto profondamente una singola posizione è connessa al resto dello spazio.

La proprietà metrica più interessante è però la **distribuzione delle distanze dalla posizione iniziale** s_0. Sia $N_k = \left|\{s \in S : d\left(s_0, s\right) = k\}\right|$ il numero di posizioni raggiungibili in esattamente k mosse dalla posizione

iniziale. Per gli scacchi, la sequenza $N_0, N_1, N_2, \ldots$ cresce rapidamente nelle prime mosse (con $N_1 = 20$, $N_2 = 400$, $N_3 \approx 8902$, $N_4 \approx 197281$, …) e poi si stabilizza e decresce nelle fasi finali della partita. Questa distribuzione è stata calcolata con precisione fino a una profondità di circa 15 mosse da ciascun lato, e il totale cumulativo è noto come **perft** (performance test) nella comunità degli sviluppatori di motori scacchistici:

$$perft(d) = \sum_{k=0}^{d} N_k$$

Il valore $perft(15) \approx 2.0 \times 10^{17}$ è stato verificato indipendentemente da più implementazioni, e costituisce un test di correttezza per qualunque motore scacchistico. Per il go, il calcolo equivalente è sostanzialmente inaccessibile oltre le prime poche mosse, data la vastità dello spazio.

1.5.3 — Regioni dello spazio: posizioni raggiungibili, tipiche, e impossibili

Non tutte le posizioni in S sono uguali dal punto di vista della loro collocazione nell'ecosistema di una partita reale. È utile distinguere tre categorie.

Le **posizioni raggiungibili** sono quelle che appartengono a qualche partita legale che parte da s_0: formalmente, la componente connessa di s_0 nel grafo Γ. Per gli scacchi, molte posizioni geometricamente ammissibili (ossia configurazioni di pezzi sulla scacchiera che non violano le regole locali) sono in realtà irraggiungibili: non esiste nessuna sequenza di mosse legali che le produca a partire dalla posizione iniziale. Ad esempio, la posizione con otto regine bianche e tutti i pedoni al loro posto è irraggiungibile — le regine si ottengono solo promuovendo i pedoni, che

devono quindi spostarsi. La caratterizzazione delle posizioni irraggiungibili degli scacchi è un problema aperto nella sua forma generale, e appartiene alla tradizione dei **retrograde problems** (problemi retrogadi): dato uno stato, determinare se e come si è potuto raggiungere.

Le **posizioni tipiche** sono quelle che appaiono con frequenza non trascurabile nelle partite reali tra forti giocatori. Costituiscono una piccola frazione dello spazio totale delle posizioni raggiungibili, ma sono le posizioni che "contano" dal punto di vista pratico. Nei database delle partite professionistiche — che per gli scacchi contengono diversi milioni di partite e per il go diverse centinaia di migliaia di partite di alto livello — si può misurare la frequenza empirica di ogni posizione. La distribuzione risultante è fortemente disomogenea: le posizioni dell'apertura (le prime 20-30 mosse di una partita di scacchi, le prime 50-80 di go) appaiono milioni di volte; le posizioni del mediogioco profondo appaiono raramente; la maggioranza delle posizioni raggiungibili non appare mai.

Le **posizioni impossibili** (o irraggiungibili) sono quelle che appartengono a S in senso formale (non violano le regole locali) ma non sono raggiungibili da s_0. Nello spazio geometrico (S, d), queste posizioni formano regioni disconnesse o accessi bloccati — deserti topologici che nessuna partita reale visiterà mai.

La distribuzione delle posizioni tipiche nello spazio totale delle posizioni raggiungibili è stata studiata in modo sistematico attraverso tecniche di analisi dei database. Uno dei risultati più interessanti riguarda la **concentrazione delle partite professionistiche**: nel go, nonostante lo spazio degli stati abbia oltre 10^{170} elementi, la maggioranza delle partite professionistiche condivide sequenze di apertura comuni (le cosiddette

fuseki patterns) e passa attraverso un numero relativamente ristretto di "corridoi" dello spazio degli stati. Questo fenomeno è la versione matematica di quello che i professionisti chiamano "teoria delle aperture" — e AlphaZero lo ha sconvolto, esplorando regioni dello spazio che le partite umane non avevano mai visitato.

1.5.4 — La geometria delle aperture: varietà e orbite

Le **aperture** — le fasi iniziali di una partita — costituiscono la regione più studiata dello spazio degli stati, e la loro struttura geometrica è affascinante.

Negli scacchi, il numero di aperture classificate dalla *Encyclopaedia of Chess Openings* (ECO) supera le cinquemila varianti nominate, organizzate in cinque grandi famiglie (A, B, C, D, E) e ulteriormente suddivise in codici di tre caratteri. Questa classificazione copre le prime 20-25 mosse per lato, e rappresenta una mappatura parziale della regione dell'albero di gioco vicina alla radice. La struttura è quella di un albero con radice comune che si ramifica rapidamente: le prime due mosse del bianco (1.e4 e 1.d4) danno origine a due grandi "continenti" dell'apertura, con caratteristiche strategiche distinte che permeano l'intera partita.

Nel go, la struttura delle aperture è diversa. Le prime mosse — che si collocano tipicamente negli angoli della tavola, dove il territorio si costruisce più facilmente — producono configurazioni chiamate **joseki** (sequenze di corner pattern "bilanciate") che sono state studiate e classificate da professionisti per secoli. I joseki sono sequenze di mosse reciprocamente ottimali in un angolo, e la loro classificazione comprende diverse migliaia di varianti. Ma — e questo è il punto cruciale — i joseki sono locali: si svolgono in un angolo della tavola indipendentemente

(almeno in prima approssimazione) da ciò che accade altrove. La fase iniziale di una partita di go è dunque la composizione di quattro joseki indipendenti (uno per ciascun angolo), più le interazioni tra di essi — che è esattamente il tipo di struttura a somma di giochi che la teoria di Sprague-Grundy descrive.

AlphaGo e AlphaZero hanno invalidato decine di joseki considerati ottimali da secoli di tradizione professionale, introducendo varianti che gli umani non avevano mai considerato e che si sono rivelate superiori. Questo non è soltanto un risultato pratico: è una scoperta geometrica. Le regioni dello spazio degli stati che le partite professionistiche umane avevano evitato — credendole subottimali — contenevano in realtà percorsi di qualità uguale o superiore. La mappa dello spazio degli stati era incompleta, e AlphaZero ne ha esplorato regioni vergini.

1.5.5 — Distanza strategica e metriche apprese

Oltre alla distanza discreta $d(s, s')$ definita sul grafo delle posizioni, è possibile introdurre nozioni di distanza più ricche che catturano la similarità strategica tra posizioni.

Due posizioni possono essere vicine nella distanza discreta (raggiungibili l'una dall'altra in poche mosse) ma molto distanti strategicamente — se quelle poche mosse producono un cambiamento drastico nell'equilibrio della partita. Viceversa, due posizioni possono essere lontane nella distanza discreta ma strategicamente simili — se rappresentano varianti equivalenti della stessa struttura posizionale.

Una **metrica strategica** su S dovrebbe soddisfare la proprietà che posizioni con lo stesso valore di gioco (e simili strutture di sottogiochi)

siano vicine. La difficoltà è che definire questa metrica richiede conoscenza della funzione di valore V, che è computazionalmente inaccessibile per quasi tutte le posizioni.

Le reti neurali di AlphaZero offrono un'approssimazione pratica. Lo strato finale della rete neurale (prima dell'output scalare) produce un **vettore di embedding** $e(s) \in R^d$ per ogni posizione s, dove d è la dimensione dello strato penultimo (tipicamente diverse centinaia o migliaia di dimensioni). La distanza euclidea $\| e(s) - e(s') \|_2$ tra gli embedding di due posizioni costituisce una metrica appresa — una misura di similarità strategica che la rete ha sviluppato implicitamente durante l'addestramento.

Analizzare la geometria di questo spazio di embedding — usando tecniche come t-SNE (t-distributed Stochastic Neighbor Embedding) o UMAP (Uniform Manifold Approximation and Projection) per la riduzione dimensionale — ha rivelato strutture notevoli. Le posizioni di apertura formano cluster distinti per famiglia; le posizioni di endgame formano una regione separata con sottostruttura correlata con il numero di pezzi rimanenti; le posizioni tatticamente tese (con sacrifici, attacchi, o combinazioni forzate) si collocano in regioni specifiche dello spazio di embedding. Questa struttura non è stata progettata esplicitamente: è emersa dalla geometria del problema di ottimizzazione durante l'addestramento.

In un certo senso, la rete neurale di AlphaZero ha scoperto una geometria dello spazio delle posizioni — una mappa dell'universo dei giochi — che nessun sistema di conoscenza esplicita aveva mai articolato.

1.5.6 — Topologia algebrica e la forma dello spazio di gioco

Un approccio più recente e teoricamente ambizioso applica gli strumenti della **topologia algebrica** allo studio degli spazi di gioco. L'idea è di usare l'**omologia persistente** (persistent homology) — una tecnica della topologia computazionale che misura le "caratteristiche topologiche" di uno spazio a diverse scale di risoluzione — per caratterizzare la forma dello spazio degli embedding appresi da AlphaZero.

L'omologia persistente associa a ogni spazio metrico una sequenza di **gruppi di omologia** $H_0, H_1, H_2, \ldots$, che misurano rispettivamente il numero di componenti connesse, il numero di "buchi" unidimensionali (cicli), il numero di cavità bidimensionali, e così via. Applicando questa analisi agli embedding di grandi campioni di posizioni scacchistiche, alcuni ricercatori hanno trovato strutture topologiche non triviali — in particolare, la presenza di cicli ($H_1 \neq 0$) che corrispondono a "famiglie continue" di posizioni equivalenti dal punto di vista strategico ma raggiungibili da percorsi diversi.

Questi risultati sono preliminari e controversi, ma aprono una direzione di ricerca affascinante: la possibilità di descrivere la struttura dei giochi non soltanto in termini di grafi e alberi, ma in termini di oggetti topologici con invarianti calcolabili. Se la topologia dello spazio dei giochi potesse essere caratterizzata in modo preciso, si avrebbe una risposta più profonda alla domanda sulla differenza tra go e scacchi: non "quanto è grande lo spazio?" ma "che forma ha?"

1.5.7 — Le posizioni che non verranno mai raggiunte

C'è una dimensione quasi metafisica nella vastità dello spazio degli stati del go che vale la pena contemplare esplicitamente.

Lo spazio degli stati del go su tavola 19×19 contiene circa 2×10^{170} posizioni. Le partite professionistiche umane registrate nella storia coprono qualche centinaio di migliaia di partite, ognuna con circa 300 posizioni — un totale di circa 3×10^{7} posizioni esplorate dall'intera storia del go professionistico umano. Il rapporto tra le posizioni esplorate e quelle esistenti è dell'ordine di

$$\frac{3\times10^{7}}{2\times10^{170}} \approx 10^{-163}$$

una frazione talmente piccola da essere priva di analogia nella nostra esperienza ordinaria. Se lo spazio degli stati del go fosse un oceano del volume dell'universo osservabile (circa 4×10^{80} metri cubi), l'intera storia del go professionistico umano corrisponderebbe all'esplorazione di un volume dell'ordine di 10^{-82} metri cubi — molto più piccolo di un singolo protone ($\approx 10^{-45}$ metri cubi).

Nemmeno AlphaZero, con i miliardi di posizioni generate durante il self-play, ha raggiunto una frazione apprezzabile di questo spazio. La maggioranza assoluta delle posizioni legali di go — posizioni che nessun essere umano e nessuna macchina ha mai visto, che non hanno nome, che non appartengono ad alcuna teoria, che non corrispondono ad alcuna intuizione — non sarà mai raggiunta da nessuna partita.

Questo non è soltanto un fatto quantitativo. È una considerazione sulla natura della conoscenza nel gioco. Quando un grande maestro di go afferma di "conoscere il go", cosa significa questa affermazione di fronte alla vastità inesplorata dello spazio delle posizioni? La conoscenza del go è

necessariamente una conoscenza di un campione infinitesimale dello spazio totale — un campione che, per ragioni evolutive e culturali, si concentra sulle posizioni tipiche e sulle strutture ricorrenti. Ma la struttura del go nelle regioni inesplorate è, in un senso preciso, completamente ignota — anche dopo AlphaZero.

C'è una lezione epistemologica in questo: la competenza — umana o artificiale — è sempre competenza su un dominio ristretto dello spazio possibile. La differenza tra un giocatore principiante e un grande maestro non è che il grande maestro ha "esplorato più spazio" — è che ha esplorato lo spazio *giusto*, quello in cui si concentrano le partite reali. AlphaZero ha esplorato uno spazio leggermente diverso — più vasto, meno condizionato dalla tradizione umana — e questo ha prodotto innovazioni posizionali. Ma anche AlphaZero ha esplorato una frazione infinitesimale dello spazio totale.

Il go generalizzato, nella sua versione $n \times n$ per $n \to \infty$, è uno spazio che crescita più rapidamente di qualunque funzione computabile in tempo ragionevole. In questo senso, il go è un oggetto matematico genuinamente infinito — non nel senso banale che lo spazio degli stati è infinito per $n \to \infty$, ma nel senso che le sue proprietà asintotiche non sono accessibili a nessun sistema finito di conoscenza.

1.5.8 — La posizione come testo: verso una semiotica dei giochi

Chiudiamo questo capitolo con una considerazione di natura diversa, che apre verso i temi del Blocco V (estetica e cultura). Se lo spazio delle posizioni ha una geometria, e se le partite sono percorsi in questa geometria, allora una partita è qualcosa di analogo a un **testo**: una

sequenza di simboli (mosse) che produce significato attraverso la propria struttura.

Questa analogia non è meramente metaforica. In linguistica computazionale, i modelli linguistici moderni apprendono rappresentazioni di parole e frasi in spazi vettoriali — gli stessi spazi di embedding che AlphaZero usa per rappresentare le posizioni. La geometria dello spazio di embedding del linguaggio riflette relazioni semantiche: parole con significato simile sono vicine, relazioni analogiche (re : regina = uomo : donna) corrispondono a trasformazioni lineari nello spazio. Analogamente, la geometria dello spazio di embedding di AlphaZero riflette relazioni strategiche: posizioni con struttura simile sono vicine, e le trasformazioni nello spazio di embedding corrispondono a "operazioni strategiche" come l'avanzata del centro, l'attacco all'ala, la costruzione di territorio.

Se questa analogia è corretta — e c'è evidenza empirica parziale che lo sia — allora lo spazio geometrico dei giochi è una forma di **spazio semantico**: un sistema in cui le posizioni hanno "significati" (valori strategici) e le mosse sono "operatori" che trasformano significati in altri significati. La geometria di questo spazio è la grammatica profonda del gioco — e AlphaZero l'ha appresa senza che nessuno gliela insegnasse esplicitamente.

Questo ci porta a una domanda che la sola matematica non può risolvere: c'è differenza tra *apprendere la grammatica* di un gioco e *comprendere* quel gioco? La risposta, ancora una volta, dipende da cosa intendiamo per comprensione.

Capitolo 1.6 — Giochi progettati per resistere: Arimaa e l'anatomia della difficoltà computazionale

1.6.1 — Il problema del design inverso

C'è una tradizione antica quanto i giochi stessi: progettare un gioco che sia difficile per chi vi si confronta. Ma questa difficoltà è sempre stata intesa in senso umano — la profondità degli scacchi, la vastità del go, la combinatorica del bridge. L'idea di progettare un gioco che fosse specificamente difficile per una *macchina* è radicalmente diversa, e appartiene alla fine del ventesimo secolo.

Il motivo è cronologico ma anche concettuale. Prima che i computer dimostrassero capacità di gioco rilevanti, non aveva senso distinguere tra "difficile per un umano" e "difficile per un computer" — le macchine erano incapaci di giocare qualunque gioco non banale. Ma quando nel 1997 Deep Blue sconfisse Kasparov agli scacchi, questa distinzione divenne improvvisamente urgente. Se le macchine potevano dominare il gioco considerato per decenni il culmine dell'intelligenza strategica umana, cosa significava progettare un gioco computazionalmente resistente? Quali proprietà di un gioco lo rendono difficile *per un sistema di ricerca nell'albero* — indipendentemente da quanto sia difficile o facile per un essere umano?

Questa domanda, che avrebbe potuto sembrare accademica, fu posta in termini operativi da Omar Syed nel 2002. La risposta che ne scaturì — il gioco di **Arimaa** — è uno dei più affascinanti esperimenti di design nella storia dei giochi astratti, e la sua parabola (facile per i bambini, resistente

ai computer per dodici anni, sconfitto nel 2015) costituisce un caso di studio eccezionale sulla natura della difficoltà computazionale.

1.6.2 — Arimaa: regole, struttura, motivazione

Omar Syed era un ingegnere informatico che aveva seguito con interesse crescente le partite di Deep Blue contro Kasparov. La sua reazione alla vittoria del 1997 non fu di ammirazione acritica, ma di una domanda precisa: Deep Blue aveva vinto perché era *intelligente*, o perché disponeva di una forza bruta computazionale che nessun essere umano poteva eguagliare? E se la seconda risposta fosse quella corretta, sarebbe possibile progettare un gioco che quella forza bruta non riuscisse a gestire?

Il nome *Arimaa* è un anagramma del nome di suo figlio Aamir, con una *a* aggiunta in fondo — un gesto affettuoso che collega l'esperimento intellettuale alla dimensione personale. Le regole furono pubblicate nel 2002.

Arimaa si gioca su una scacchiera 8×8 con i pezzi del gioco degli scacchi, ma con regole completamente diverse. Ogni giocatore dispone di sedici pezzi: un elefante, un cammello, due cavalli, due cani, due gatti e otto conigli, disposti sulla scacchiera in ordine di gerarchia decrescente. In ogni turno, un giocatore può effettuare da una a **quattro mosse elementari**, dove ciascuna mossa elementare consiste nello spostamento di un pezzo di una casella ortogonalmente. Un pezzo più forte può *spingere* o *tirare* un pezzo avversario più debole, spostandolo di una casella; un pezzo è *congelato* — e non può muoversi — se è adiacente a un pezzo avversario più forte e non è protetto da un alleato. Quattro caselle della scacchiera sono **trappole**: qualunque pezzo che si trovi in una trappola senza un alleato adiacente è rimosso dal gioco. Il giocatore che porta uno

dei propri conigli nella riga iniziale avversaria vince; vince anche chi immobilizza completamente tutti i pezzi avversari, o chi fa sì che l'avversario perda tutti i pezzi.

Le regole, nella loro descrizione sintetica, sembrano accessibili. Syed le aveva progettate esattamente con questo obiettivo: che un bambino di sei anni potesse capirle in trenta minuti di spiegazione.

La proprietà cruciale che distingue Arimaa da qualunque altro gioco astratto classico è il **fattore di ramificazione**. Poiché un giocatore può scegliere qualunque combinazione di fino a quattro mosse elementari, distribuendo i movimenti su uno o più pezzi, il numero di turni possibili da una posizione tipica è dell'ordine di:

$$b_{Arimaa} \approx 17000$$

Questo valore — calcolato empiricamente su database di posizioni reali — supera di circa settanta volte il fattore di ramificazione degli scacchi ($b \approx 35$) e di quasi settanta volte quello del go ($b \approx 250$). L'effetto sull'albero di ricerca è devastante: con d mezze-mosse di profondità, il numero di nodi da esplorare è dell'ordine di 17000^{d}. Anche con una profondità di appena tre turni per giocatore ($d = 6$), il numero di nodi supera $17000^{6} \approx 2.4 \times 10^{25}$ — del tutto inaccessibile alla ricerca esaustiva.

1.6.3 — Il premio e la sfida

Nel 2002 Syed non si limitò a progettare il gioco: offrì un **premio in denaro** di 10 000 dollari al primo programmatore che avesse scritto un programma capace di battere i migliori giocatori umani in un match ufficiale. Le condizioni erano precise: il programma avrebbe dovuto vincere un match di otto partite contro i finalisti umani del campionato

mondiale di Arimaa, giocando con le stesse restrizioni temporali usate nelle competizioni umane. Il premio rimase in palio per dodici anni.

La sfida era formulata con una consapevolezza tecnica notevole. Syed sapeva che il fattore di ramificazione di 17000 rendeva la ricerca nell'albero non semplicemente difficile, ma *strutturalmente inadatta*: con un fattore di ramificazione simile, anche le tecniche più avanzate di potatura (come la potatura Alpha-Beta descritta nel §1.1.5) non potevano penetrare abbastanza in profondità da produrre gioco di livello umano. Un programma che cercasse di esplorare l'albero di Arimaa così come i motori scacchistici esploravano l'albero degli scacchi si sarebbe trovato di fronte a un muro computazionale.

Questo era precisamente il punto. Syed voleva testare se la forza dei programmi scacchistici fosse una manifestazione di intelligenza algoritmica genuina — nel qual caso avrebbe dovuto estendersi senza difficoltà a un gioco strutturalmente diverso — o semplicemente il risultato della combinazione tra un fattore di ramificazione gestibile e una funzione di valutazione scritta da grandi maestri.

1.6.4 — Dodici anni di resistenza: l'anatomia di un fallimento algoritmico

Dal 2003 al 2015 si tenne annualmente il **Campionato Mondiale di Arimaa**, con una sezione dedicata alle partite tra programmi e giocatori umani. Per dodici anni consecutivi, i migliori programmi disponibili — scritti da alcuni dei più abili programmatori di giochi al mondo — non riuscirono a battere i finalisti umani nel match di sfida. Vinsero alcune partite, ma non i match completi.

L'analisi di questi fallimenti è istruttiva. I programmi che tentavano la ricerca nell'albero con funzione di valutazione euristica — esattamente il paradigma che aveva funzionato per gli scacchi — producevano una qualità di gioco scadente non per mancanza di velocità computazionale, ma per un problema strutturale: la funzione di valutazione non riusciva a catturare la complessità posizionale del gioco. Negli scacchi, una buona funzione di valutazione — basata su conteggio del materiale, sicurezza del re, struttura pedonale, controllo del centro — approssima ragionevolmente il valore reale di quasi tutte le posizioni tipiche. La non-località della valutazione scacchistica è limitata: posizioni simili tendono ad avere valori simili.

In Arimaa, la situazione è diversa. Il valore di una posizione dipende in modo sensibile dalla configurazione delle trappole, dalla distribuzione delle forze, dalle catene di minacce su più pezzi, e dalla flessibilità dei propri turni multipli rispetto a quelli dell'avversario. Scrivere una funzione di valutazione che catturasse tutte queste dipendenze richiedeva una comprensione posizionale profonda — esattamente il tipo di comprensione che i grandi maestri di scacchi avevano sviluppato in decenni, e che era stata codificata nelle funzioni di valutazione dei motori scacchistici da esperti umani. Per Arimaa, quella base di conoscenza esperta non esisteva: il gioco era troppo nuovo, il corpus di partite analizzate troppo limitato, e la struttura delle interazioni posizionali troppo complessa per essere codificata manualmente.

Si delineò così una divisione netta tra ciò che i programmi potevano fare e ciò che i giocatori umani facevano naturalmente. I giocatori umani, anche principianti, riuscivano a identificare rapidamente le minacce principali, a valutare la sicurezza dei propri pezzi, a pianificare sequenze

di controllo delle trappole. I programmi, privi di una buona funzione di valutazione, esploravano l'albero in modo relativamente cieco — vedendo lontano in termini di profondità, ma senza capire cosa stessero cercando.

1.6.5 — La caduta del 2015: l'apprendimento automatico come soluzione

La resistenza di Arimaa terminò nel 2015. Il programma **bot_sharp**, sviluppato da David Wu con tecniche di machine learning — in particolare reti neurali addestrate su database di partite umane — vinse il match di sfida contro i finalisti umani con un punteggio di 6–2, superando la soglia richiesta e aggiudicandosi il premio.

È importante notare la data: 2015 è un anno *prima* di AlphaGo (2016) e due anni prima di AlphaZero (2017). bot_sharp non usava le stesse architetture di DeepMind — si basava su reti neurali relativamente semplici, addestrate in modo supervisionato su partite umane di alta qualità per apprendere una funzione di valutazione posizionale. Ma il principio era lo stesso: invece di codificare esplicitamente la conoscenza strategica, si *apprendeva* la funzione di valutazione dai dati.

Il risultato risolve il problema che aveva reso Arimaa resistente per dodici anni. Il fattore di ramificazione di 17000 rimane un ostacolo insuperabile per la ricerca esaustiva — bot_sharp non esplora l'albero in profondità come un motore scacchistico. Ma con una funzione di valutazione appresa che cattura le dipendenze posizionali rilevanti, è possibile fare ricerca selettiva: esplorare non tutte le 17000 mosse disponibili, ma le poche decine che la funzione di valutazione identifica come promettenti. Questa combinazione — funzione di valutazione

appresa + ricerca selettiva — è computazionalmente accessibile e strategicamente efficace.

La parabola di Arimaa traccia dunque un arco completo. Nel 2002, il fattore di ramificazione elevato era sufficiente per resistere ai programmi basati su ricerca nell'albero con funzione di valutazione manuale. Nel 2015, le tecniche di apprendimento automatico avevano reso la funzione di valutazione sufficientemente accurata da rendere la ricerca selettiva efficace. Il confine che Syed aveva identificato era reale — ma aveva una durata di tredici anni, non permanente.

1.6.6 — Che tipo di difficoltà incontravano i computer?

La storia di Arimaa permette di rispondere con precisione a una domanda che la sola teoria della complessità non riesce a formulare in modo sufficientemente granulare: *che tipo* di difficoltà incontravano i programmi di gioco nel confronto con i giocatori umani?

La risposta, che Arimaa rende evidente per via negativa, distingue almeno tre tipi di difficoltà distinti.

Difficoltà di ramificazione (*branching difficulty*). Quando il fattore di ramificazione è molto elevato, la ricerca nell'albero — anche con la potatura Alpha-Beta — non riesce a esplorare posizioni sufficientemente profonde da valutare le conseguenze a lungo termine delle mosse disponibili. Questa è la difficoltà principale di Arimaa per i programmi classici: con $b \approx 17000$, il guadagno della potatura Alpha-Beta (che riduce la complessità da $O\left(b^d\right)$ a $O\left(b^{d/2}\right)$) produce un fattore di ramificazione effettivo di $\sqrt{17000} \approx 130$ — comunque proibitivo per qualunque

profondità di ricerca utile. La difficoltà di ramificazione è *quantitativa*: più mosse ci sono, meno in profondità si può guardare.

Difficoltà di valutazione (*evaluation difficulty*). Anche con un fattore di ramificazione gestibile, la ricerca nell'albero è inutile se la funzione di valutazione che guida la ricerca è imprecisa. Una funzione di valutazione imprecisa produce ricerche profonde ma mal orientate — il programma esplora molte mosse nella direzione sbagliata, perdendo tempo computazionale su varianti che un giocatore esperto scarta immediatamente. La difficoltà di valutazione è *qualitativa*: non dipende dalla velocità del computer, ma dalla capacità di rappresentare la struttura posizionale del gioco. Per gli scacchi, la difficoltà di valutazione fu affrontata codificando manualmente la conoscenza degli esperti; per Arimaa e per il go, questa codificazione si rivelò insufficiente o impossibile.

Difficoltà di decomposizione (*decomposition difficulty*). Come discusso nel §1.2.6, la teoria di Sprague-Grundy si applica pienamente solo quando la posizione può essere decomposta in sotto-giochi indipendenti. Riconoscere questa decomposizione — identificare quali regioni del gioco sono indipendenti e quali interagiscono — è già un problema difficile. Per Arimaa, la decomposizione posizionale è particolarmente ardua: le catene di minacce su più pezzi e le interazioni tra trappole rendono difficile identificare regioni del gioco che possano essere valutate separatamente. I giocatori umani realizzano questa decomposizione intuitivamente; i programmi classici non avevano meccanismi per farlo.

I computer del 2002 si trovavano in difficoltà su tutti e tre i fronti. Le tecniche che avevano funzionato per gli scacchi — ricerca profonda nell'albero con potatura Alpha-Beta + funzione di valutazione codificata

manualmente — fallirono nel caso di Arimaa perché il fattore di ramificazione rendeva la ricerca inutilizzabile *e* perché la complessità posizionale rendeva impossibile codificare una buona funzione di valutazione. Arimaa aveva scelto esattamente le proprietà che massimizzavano entrambe le difficoltà, senza aumentare la complessità percepita dai giocatori umani — che continuavano a valutare le posizioni attraverso il riconoscimento di schemi globali, indipendentemente dal numero di mosse tecnicamente disponibili.

1.6.7 — L'asimmetria cognitiva: perché i bambini potevano giocare

Il punto più affascinante della storia di Arimaa non è che i computer abbiano faticato dodici anni — è che i bambini, nel frattempo, imparavano le regole in trenta minuti e giocavano partite coerenti.

Questa asimmetria rivela qualcosa di strutturalmente importante sulla natura dell'intelligenza nei giochi. Un bambino di sei anni che gioca ad Arimaa non esplora 17000 mosse per turno: ne considera forse cinque o dieci, quelle che la sua percezione visiva e il suo senso comune identificano come plausibili. Non costruisce un albero di ricerca di profondità d: ragiona a breve termine, evita minacce immediate, cerca di avanzare i propri pezzi forti. Non ha una funzione di valutazione esplicita: ha una valutazione intuitiva che combina posizione relativa dei pezzi, sicurezza delle trappole, e "senso" della situazione.

Questa modalità di elaborazione — che possiamo chiamare provvisoriamente *valutazione olistica basata sul riconoscimento di pattern* — è radicalmente diversa dalla ricerca sistematica nell'albero. Non garantisce la mossa ottimale in senso minimax; non esplora tutte le conseguenze a lungo termine; non trova combinazioni tattiche profonde. Ma è

computazionalmente efficiente, robusta alle incertezze della funzione di valutazione, e adattabile a strutture di gioco nuove con minimo addestramento.

Il paradosso di Arimaa può essere formulato in termini precisi. Sia Q_H la qualità del gioco di un giocatore umano di livello medio e Q_M la qualità del miglior programma disponibile all'epoca. Per gli scacchi del 1997, si ha $Q_M \gg Q_H$ — la macchina batte il campione del mondo. Per Arimaa del 2004, si ha $Q_M \ll Q_H$ — un dilettante umano batte agevolmente il miglior programma disponibile. Il rapporto Q_M/Q_H varia dunque di diversi ordini di grandezza al variare del gioco, pur mantenendo costante la potenza computazionale disponibile.

Questa variazione non si spiega con la complessità computazionale nel senso della teoria della complessità: sia gli scacchi sia Arimaa sono EXPTIME-hard nella versione $n \times n$ (o, per Arimaa, in opportune generalizzazioni). La spiegazione risiede altrove: nella struttura delle difficoltà computazionali pratiche (ramificazione, valutazione, decomposizione) e nel modo in cui i sistemi cognitivi umani le affrontano — che è sistematicamente diverso dalla ricerca nell'albero.

1.6.8 — Arimaa come specchio della cognizione

La storia di Arimaa ha una funzione metodologica che va oltre il suo valore aneddotico: è un **esperimento naturale** sulla natura della difficoltà computazionale e sulla natura dell'intelligenza nei giochi.

Gli esperimenti naturali — situazioni in cui la realtà produce, senza intervento del ricercatore, le condizioni per confrontare ipotesi alternative

— sono rari nelle scienze cognitive. Di solito, la difficoltà di un gioco per i computer e per gli umani cresce insieme: go e scacchi sono difficili per entrambi, anche se in misura diversa. Arimaa rompe questa correlazione: è facile per gli umani e (era) difficile per i computer, con una discontinuità abbastanza netta da rendere il confronto significativo.

Quello che questo esperimento rivela è che la difficoltà per i computer dipende in modo critico da **proprietà strutturali specifiche** del gioco — soprattutto il fattore di ramificazione e la complessità della funzione di valutazione — che sono indipendenti dalla difficoltà percepita dai giocatori umani. Un gioco con fattore di ramificazione $b = 17000$ e funzione di valutazione difficile da codificare sarà resistente ai computer indipendentemente da quanto sia intuitivo per gli umani. Un gioco con $b = 35$ e funzione di valutazione codificabile manualmente sarà accessibile ai computer indipendentemente dalla sua profondità strategica percepita.

Detto altrimenti: la difficoltà per i computer e la difficoltà per gli umani misurano cose diverse. La prima misura le proprietà dell'algoritmo di ricerca rispetto alla struttura del gioco. La seconda misura le proprietà del sistema cognitivo umano rispetto alla stessa struttura. E le due misure non sono correlate in modo semplice — il che implica che il sistema cognitivo umano usa strategie fondamentalmente diverse dall'algoritmo di ricerca nell'albero.

Quali siano queste strategie — come i giocatori umani riescano a navigare spazi di mosse enormi producendo valutazioni posizionali accurate in pochi secondi, senza esaminare sistematicamente le varianti — è la domanda che apre il Blocco II di questa monografia. La risposta non viene dalla matematica dei giochi, ma dalla psicologia cognitiva

dell'expertise: da Adrian de Groot, da Chase e Simon, da Kahneman, da Ericsson. È una risposta parziale e controversa, ma è l'unica risposta disponibile — ed è la prospettiva da cui AlphaZero, come vedremo, risulta più sorprendente di quanto sembri.

1.6.9 — Altri giochi di resistenza: una tassonomia

Arimaa non è il solo gioco progettato con consapevolezza delle sue proprietà computazionali. Vale la pena menzionare brevemente altri esempi che illuminano dimensioni diverse della difficoltà computazionale.

Hex (inventato da Piet Hein nel 1942 e indipendentemente da John Nash nel 1948) è un gioco su una griglia romboidale in cui i due giocatori, alternandosi, occupano celle cercando di connettere i propri lati opposti della griglia. La struttura matematica di Hex è notevole per due ragioni. Primo, per l'**argomento di Nash**: poiché il primo giocatore ha sempre una strategia vincente (dimostrabile per un argomento di furto della strategia, *strategy stealing*), Hex è un esempio di gioco in cui il valore è noto qualitativamente — vince il primo — ma la strategia vincente è computazionalmente inaccessibile per griglie di dimensione rilevante. Secondo, la versione $n \times n$ di Hex è **PSPACE-completa** (Reisch, 1981) — lo stesso livello di complessità del go, ma per un gioco con regole molto più semplici. Hex rivela così che la complessità computazionale non dipende dalla ricchezza delle regole, ma dalla struttura delle interdipendenze tra le mosse.

Shannon Switching Game è il progenitore formale di Hex, studiato da Shannon nel contesto della teoria delle reti. Due giocatori si alternano a colorare i lati di un grafo; uno cerca di costruire un percorso connesso tra due nodi terminali, l'altro cerca di interromperlo. La soluzione completa,

data da Nash e da Lehman nel 1964, mostra che la vittoria dipende dalla connettività algebrica del grafo — producendo una delle prime connessioni formali tra teoria dei giochi e teoria dei grafi.

Go su tavola ridotta (9×9 e 13×13) ha funzionato per anni come banco di prova per i programmi di go, poiché le dimensioni ridotte rendevano accessibile la ricerca su hardware modesto. Ma queste versioni hanno rivelato qualcosa di interessante: la difficoltà del go non scala linearmente con la dimensione della tavola. La versione 9×9 è molto più "tattica" della versione 19×19 — più simile agli scacchi, nel senso che le catture locali hanno peso relativamente maggiore rispetto allo sviluppo territoriale globale. Questo suggerisce che le proprietà qualitative del go emergano solo a una certa scala, e che la versione 9×9 sia un gioco strutturalmente diverso dalla versione 19×19 — non soltanto una versione più piccola dello stesso gioco.

Questi esempi convergono su una conclusione: la difficoltà computazionale di un gioco è una proprietà multidimensionale che non si riduce a nessuna singola misura — né al fattore di ramificazione, né alla complessità dello spazio degli stati, né alla classe di complessità nella gerarchia teorica. È la combinazione di queste dimensioni, e il modo in cui interagiscono con le architetture specifiche dei sistemi computazionali (e cognitivi) che affrontano il gioco, a determinare quanto sia difficile da padroneggiare.

Raccordo I→II

1.6.10 — Chiusura del Blocco I: la domanda che resta

Al termine di questo primo blocco, siamo in possesso di una descrizione matematica precisa dei giochi astratti: la loro struttura formale (§1.1), la loro algebra (§1.2), la loro complessità computazionale (§1.3), la loro geometria comparata (§1.4, §1.5), e la natura delle loro resistenze ai sistemi computazionali (§1.6).

Questa descrizione è completa, nel senso che identifica con precisione tutti i risultati formali disponibili. Ma è anche, in un certo senso, profondamente incompleta: non dice nulla su *come* i giocatori umani effettivamente navigano questi spazi — su quale tipo di elaborazione cognitiva produca le valutazioni posizionali e le decisioni strategiche dei grandi maestri. I teoremi di Zermelo e Sprague-Grundy dimostrano l'esistenza di strategie ottimali, ma non spiegano come un giocatore umano si avvicini a esse senza esplorazione esaustiva. La classificazione EXPTIME-completa degli scacchi e PSPACE-ardua del go stabilisce i limiti computazionali, ma non descrive il tipo di elaborazione che i campioni umani usano per aggirarli parzialmente.

La storia di Arimaa pone questa domanda nella forma più netta: se un bambino di sei anni può giocare meglio di un programma con miliardi di nodi al secondo, il bambino deve usare qualcosa che il programma non ha. Quella cosa — l'intuizione, il riconoscimento di pattern, il sapere tacito, la percezione globale della posizione — è l'oggetto del Blocco II.

La mente che gioca: psicologia cognitiva attraverso i giochi

Capitolo 2.1 — De Groot e la percezione degli esperti: la scoperta del chunking

2.1.1 — Un problema psicologico mascherato da domanda scacchistica

Nel 1938, Adriaan de Groot era un giocatore di scacchi di livello maestro e uno psicologo in formazione all'Università di Amsterdam. La domanda che lo ossessionava non era una domanda scacchistica — era una domanda sulla mente: *cosa succede nella testa di un grande maestro mentre guarda una posizione?*

La domanda sembrava semplice, e la risposta ovvia era altrettanto semplice: i grandi maestri calcolano meglio. Guardano più mosse avanti, valutano più varianti, non commettono errori tattici. Se un maestro batte un principiante, è perché il suo "motore di ricerca" interno è più potente. La visione della mente come macchina di calcolo — già dominante nell'epistemologia della prima metà del Novecento — suggeriva naturalmente questa interpretazione.

De Groot non era convinto. Aveva osservato troppi grandi maestri giocare per credere che la loro superiorità si riducesse alla velocità di calcolo. Qualcosa nella loro relazione con la posizione sembrava *qualitativa* — un modo diverso di vedere, non solo di calcolare più in fretta. Ma come si dimostrava empiricamente una differenza qualitativa? Come si misurava il *modo di vedere* di un grande maestro rispetto a quello di un principiante?

La risposta methodologica che de Groot trovò — e che, pubblicata nel 1946 nella dissertazione *Het denken van den schaker* (riedita in inglese nel

1965 come *Thought and Choice in Chess*) e poi perfezionata nei decenni successivi — è uno dei contributi più eleganti della psicologia cognitiva sperimentale del Novecento.

2.1.2 — Il paradigma sperimentale: cinque secondi e una richiesta impossibile

Il disegno sperimentale di de Groot ha una semplicità quasi brutale. Si mostra a un soggetto — grande maestro, maestro, giocatore esperto, principiante — una posizione scacchistica tratta da una partita reale, per un tempo breve e controllato: cinque secondi. Poi si copre la posizione. Si chiede al soggetto di ricostruire la posizione sul proprio scacchiere, collocando ogni pezzo nella casella corretta.

L'ipotesi naïve — che i grandi maestri ricordino meglio perché hanno memoria più acuta in generale — predice che la differenza tra maestri e principianti nella ricostruzione sia quantitativa e correlata con la posizione gerarchica: il grande maestro ricorda più pezzi del maestro, il maestro più pezzi del giocatore esperto, e così via.

I risultati di de Groot contraddissero questa predizione in modo netto. I grandi maestri ricostruivano la posizione quasi perfettamente dopo cinque secondi di esposizione — tipicamente con il 90–95% dei pezzi collocati correttamente. I giocatori di livello intermedio producevano ricostruzioni parziali, con il 50–70% dei pezzi corretti. I principianti ricostruivano quasi nulla — qualche pezzo, perlopiù sbagliato.

La differenza era enorme, e aveva tutta l'apparenza di una conferma della tesi che i grandi maestri avessero memoria migliore degli scacchi. Senonché de Groot aggiunse una condizione critica al suo esperimento:

ripeté la procedura con **posizioni casuali**, ossia configurazioni di pezzi generate mescolando a caso i pezzi su caselle casuali, senza rispettare nessuna struttura tattica o strategica reale.

Il risultato di questa condizione di controllo è il dato più importante dell'intera ricerca: con le posizioni casuali, la differenza tra grandi maestri e principianti **scompariva quasi completamente**. Entrambi ricostruivano approssimativamente lo stesso numero di pezzi — qualche pezzo in più per i maestri, ma nessuna differenza qualitativa. I grandi maestri, di fronte a una configurazione casuale, ricordavano circa quanto i principianti.

2.1.3 — L'interpretazione: chunk, non pezzi

L'interpretazione che de Groot propose di questo risultato è rimasta fondamentalmente invariata — e progressivamente confermata — nel corso degli ottant'anni successivi.

I grandi maestri non ricordano i pezzi singolarmente. Ricordano **configurazioni significative** — raggruppamenti di pezzi che formano unità strategicamente coerenti, che hanno un nome nella teoria scacchistica (una struttura pedonale tipica, un arrocco rinforzato, un attacco alla baionetta, una coppia di alfieri in un finale aperto) e che sono stati incontrati e classificati migliaia di volte nel corso dell'addestramento. Queste unità sono i **chunk** — termine che de Groot non usò esplicitamente, ma che fu introdotto nella letteratura anglofona da George Miller nel suo celebre articolo del 1956 *The Magical Number Seven, Plus or Minus Two* e applicato esplicitamente agli scacchi da Chase e Simon nel 1973.

La capacità di memoria a breve termine degli esseri umani è notoriamente limitata: circa 7 ± 2 unità informative, qualunque sia la quantità di informazione contenuta in ciascuna unità. Questa limitazione si applica ai pezzi singoli così come ai chunk. Ma un chunk scacchistico può contenere da tre a dodici pezzi — e un grande maestro che ricorda una posizione come "5–6 chunk significativi" può ricostruire 20–30 pezzi, mentre un principiante che ricorda "5–6 pezzi singoli" ne ricostruisce soltanto 5–6.

La posizione casuale demolisce questo vantaggio perché le posizioni casuali *non contengono chunk significativi*. Non ci sono strutture pedonali tipiche, non ci sono formazioni di pezzi riconoscibili, non c'è nulla che si inserisca nei template categoriali che i grandi maestri hanno sviluppato. Di fronte a una posizione casuale, il grande maestro è costretto a ricordare pezzi singoli — esattamente come il principiante — e le sue prestazioni crollano allo stesso livello.

Formalmente, se C è il numero di chunk riconoscibili in una posizione, $\bar{p}$ è il numero medio di pezzi per chunk, e m è la capacità di memoria a breve termine (circa 7 ± 2), allora il numero di pezzi ricordati è approssimativamente:

$$N_{ricordati} \approx min(P,\ m \cdot \bar{p}(L))$$

dove P è il numero totale di pezzi sulla scacchiera e $\bar{p}(L)$ è il numero medio di pezzi per chunk per un giocatore di livello L. I grandi maestri hanno $\bar{p}$ alto — i loro chunk sono ricchi — e hanno un repertorio di chunk molto più ampio di quello dei giocatori intermedi. I principianti hanno $\bar{p} \approx 1$: ogni pezzo è un'unità separata.

2.1.4 — Chase e Simon (1973): la quantificazione del repertorio

Il contributo decisivo alla comprensione del chunking scacchistico arrivò nel 1973 con il lavoro di William Chase e Herbert Simon (il fondatore dell'intelligenza artificiale simbolica e vincitore del Premio Nobel per l'Economia nel 1978), pubblicato in due articoli su *Cognitive Psychology*: *Perception in Chess* e *The Mind's Eye in Chess*.

Chase e Simon affinarono il paradigma di de Groot in due direzioni. Prima di tutto, studiarono non solo la ricostruzione di posizioni ma anche le **pause nella ricostruzione**: quando un soggetto posiziona i pezzi uno alla volta, tende a collocare in sequenza rapida i pezzi che appartengono allo stesso chunk, e a fare pause tra chunk diversi. Analizzando la distribuzione temporale delle pause, Chase e Simon riuscirono a ricostruire empiricamente i chunk che ciascun soggetto usava per codificare la posizione, senza che il soggetto li descrivesse esplicitamente.

I risultati furono precisi e notevoli. Un grande maestro usava tipicamente 5–7 chunk per codificare una posizione di 25 pezzi, con chunk mediamente composti da 3–4 pezzi ciascuno. Un principiante usava 5–7 chunk dello stesso numero per la stessa posizione, ma ogni chunk conteneva mediamente 1–2 pezzi. I chunk dei maestri erano più densi — contenevano più informazione — perché corrispondevano a schemi posizionali riconoscibili.

La seconda direzione fu la stima del repertorio. Se i grandi maestri usano chunk come unità di codifica, quanti chunk conoscono? Chase e Simon (1973) stimarono — sulla base della distribuzione delle strutture incontrate nelle partite analizzate e dei tempi di riconoscimento osservati — che un grande maestro avesse un repertorio di circa 50 000 chunk

scacchistici distinti, un numero paragonabile al vocabolario attivo di un parlante adulto in lingua madre — una coincidenza che non fu interpretata come banale. Questa stima fu in seguito rivista verso l'alto da Simon (1996), che — sulla base del modello dei *template* sviluppato con Gobet (1996), strutture di ordine superiore rispetto ai chunk originali — indicò un repertorio di circa 100 000 unità; le due cifre non sono però direttamente comparabili.

Simon aveva già proposto, nel 1969, la cosiddetta **regola delle diecimila ore**: per raggiungere il livello di grande maestro in qualunque dominio complesso, occorrono circa diecimila ore di pratica deliberata. In seguito, questa stima fu ripresa e discussa da Ericsson (si veda il §2.3), ma l'origine dell'argomento è in Simon, e il suo fondamento era lo studio del chunking scacchistico: costruire un repertorio di circa 50 000 chunk — e più con l'espandersi del modello ai template — richiede semplicemente molto tempo, indipendentemente dal talento innato.

2.1.5 — Cosa vede il grande maestro: la percezione come classificazione

Il risultato di de Groot, integrato dalle analisi di Chase e Simon, implica una revisione radicale della concezione naïve dell'expertise scacchistica — e, per estensione, dell'expertise in qualunque dominio complesso.

L'intuizione comune suggerisce che il grande maestro sia un essere umano che calcola come un computer, ma più velocemente. L'evidenza sperimentale suggerisce il contrario: il grande maestro è un essere umano che *percepisce* diversamente, non che *calcola* diversamente. La sua superiorità nella valutazione posizionale non emerge dall'esplorazione

sistematica di più varianti, ma dal riconoscimento quasi automatico di schemi che codificano implicitamente la valutazione.

Questa distinzione ha una precisa corrispondenza con la dicotomia introdotta da Kahneman in *Thinking, Fast and Slow* (2011) — anche se Kahneman stesso la sviluppò in dialogo con una tradizione di ricerca molto più ampia, che include il lavoro sugli scacchi. Il **Sistema 1** (pensiero veloce, automatico, intuitivo) e il **Sistema 2** (pensiero lento, deliberato, analitico) corrispondono rispettivamente al riconoscimento di chunk e alla ricerca esplicita di varianti. I grandi maestri usano prevalentemente il Sistema 1 per la valutazione posizionale — producendo quasi immediatamente una "mossa candidata" che nella grande maggioranza dei casi si rivela ottima — e il Sistema 2 per il calcolo tattico nelle posizioni acute.

I principianti, non disponendo di un repertorio di chunk, sono costretti a usare esclusivamente il Sistema 2: calcolano varianti elementari, cercano di non perdere pezzi, valutano la posizione con regole esplicite e fragili. Il risultato è lento, faticoso, e spesso errato.

La differenza non è quantitativa in senso semplice. Non è che il grande maestro "usa il cervello meglio". È che il grande maestro ha trasformato, attraverso decine di migliaia di ore di pratica, la percezione stessa della scacchiera: vede strutture dove il principiante vede pezzi, vede piani dove il principiante vede mosse, vede famiglie di posizioni dove il principiante vede eventi singoli.

2.1.6 — Limiti e complicazioni del modello del chunking

Il modello del chunking, pur essendo una delle descrizioni più solide dell'expertise cognitiva disponibili nella letteratura, non è esente da critiche e complicazioni.

La prima complicazione riguarda la **gerarchia dei chunk**. Chase e Simon proposero originariamente una struttura piatta: il grande maestro riconosce chunk al livello dei pezzi, e la posizione è codificata come insieme di chunk. Ma ricerche successive — in particolare il lavoro di Gobet e Simon degli anni '90, raccolto nella teoria dei **template** — suggeriscono che l'organizzazione sia gerarchica: i chunk di basso livello (raggruppamenti di 3–5 pezzi) si organizzano in template di alto livello (famiglie posizionali con una struttura centrale e "slot" che possono essere riempiti da varianti diverse). Un grande maestro non ricorda una posizione come una lista di chunk, ma come un template con variazioni — una descrizione molto più compatta e flessibile.

La seconda complicazione riguarda il **ruolo del calcolo**. Il modello del chunking potrebbe sembrare implicare che i grandi maestri non calcolino varianti — che si affidino interamente al riconoscimento di pattern. Questo sarebbe sbagliato: i grandi maestri calcolano varianti, a volte in modo molto profondo, ma lo fanno in modo selettivo e guidato dall'intuizione posizionale. Il riconoscimento del chunk non sostituisce il calcolo: lo orienta, identificando le posizioni che meritano di essere calcolate e le varianti che meritano di essere esplorate. Il Sistema 1 e il Sistema 2 cooperano — non si escludono.

La terza complicazione è forse la più interessante dal punto di vista della filosofia della mente. Il modello del chunking descrive le *rappresentazioni* che i grandi maestri usano per codificare le posizioni, ma non descrive il *processo* con cui quelle rappresentazioni vengono acquisite,

aggiornate, e mobilitate durante il gioco. Come funziona il riconoscimento di un chunk? Si tratta di una ricerca in una memoria associativa, analogamente al recupero di una parola durante la produzione linguistica? Oppure di una computazione attiva che costruisce il chunk sulla base di caratteristiche percettive della posizione?

Queste domande rimangono aperte, e il loro studio ha alimentato tre decenni di ricerca sulla percezione esperta in scacchi e in altri domini. Le risposte parziali disponibili — che provengono dagli studi di eye-tracking (dove guarda il grande maestro mentre valuta una posizione?), di neuroimaging (quali aree cerebrali si attivano durante il riconoscimento posizionale?), e di modellazione computazionale — saranno discusse nei capitoli successivi.

2.1.7 — Il go e la limitazione del modello

Vale la pena chiedersi se il modello del chunking si trasferisca al go — e la risposta è: parzialmente, ma con differenze significative che riflettono la struttura diversa del gioco.

Studi sperimentali condotti da Reitman (1976), da Saariluoma (1984), e da altri ricercatori con giocatori di go hanno replicato il paradigma di de Groot: i forti giocatori di go ricostruiscono posizioni reali molto meglio dei principianti, ma le loro prestazioni con posizioni casuali cadono a livelli comparabili. Il chunking esiste anche nel go.

Ma i chunk del go hanno caratteristiche diverse da quelli degli scacchi. Nel go, le unità riconoscibili sono tipicamente **forme locali** (la vita di un gruppo, una joseki corner sequence, una forma di connessione o separazione) e **strutture territoriali** (la frontiera tra due regioni, l'influenza

di un gruppo sulla quarta linea). Queste forme sono più grandi dei chunk scacchistici — coinvolgono tipicamente 10–20 intersezioni — e la loro struttura è più dipendente dal contesto: la stessa forma può avere valori completamente diversi a seconda delle pietre circostanti.

Questa differenza riflette la non-località del go già discussa nel §1.4: il valore di una configurazione locale dipende dal contesto globale in modo molto più forte nel go che negli scacchi. Un chunk scacchistico — un re arrocco, una coppia di alfieri, una struttura pedonale avanzata — ha un valore relativamente stabile indipendentemente dal resto della posizione. Un chunk del go — un gruppo con due libertà, una forma in fuseki, un'invasione angolare — può essere vitale o inutile, minaccioso o irrilevante, a seconda di ciò che accade dall'altra parte della tavola.

Questo suggerisce che i grandi maestri di go abbiano sviluppato non solo un repertorio di chunk locali, ma anche una capacità di **integrazione globale** — un modo di connettere le valutazioni locali in una valutazione complessiva della posizione — che non ha un equivalente diretto nella cognizione scacchistica. Come questa integrazione funziona psicologicamente è, ancora oggi, una domanda parzialmente aperta.

2.1.8 — La lezione metodologica: i giochi come microscopio della mente

Il contributo più duraturo di de Groot non è il risultato specifico sul chunking scacchistico — per quanto questo risultato sia fondamentale — ma la dimostrazione che i giochi astratti possono funzionare come **strumenti di indagine cognitiva** con proprietà metodologiche eccezionali.

I giochi combinatori offrono al ricercatore qualcosa che la maggior parte dei domini cognitivi non può offrire: un ambiente in cui la difficoltà del problema è definita con precisione formale, le risposte corrette e scorrette sono identificabili in modo non ambiguo, i livelli di competenza sono misurabili obiettivamente (tramite il rating Elo negli scacchi e sistemi equivalenti nel go), e le variabili sperimentali — difficoltà della posizione, familiarità delle strutture, contesto competitivo — sono controllabili.

Questo permette esperimenti che in altri domini sarebbero impossibili: mostrare una "posizione casuale" in medicina o in musica significherebbe costruire uno stimolo artificiale la cui relazione con il dominio reale è opaca. Una posizione scacchistica casuale è uno stimolo ben definito, facilmente confrontabile con le posizioni reali, e con proprietà statistiche controllabili.

De Groot aprì così un programma di ricerca che ha prodotto, nei decenni successivi, alcune delle scoperte più importanti sulla natura dell'expertise umana in qualunque dominio. Le implicazioni del modello del chunking si sono estese alla medicina (come i radiologi esperti riconoscono le anomalie nelle immagini diagnostiche), alla fisica (come gli studenti di fisica esperta vs. novizi categorizzano i problemi), alla programmazione (come i programmatori esperti leggono il codice), alla guida (come i guidatori esperti anticipano le situazioni di pericolo).

In tutti questi casi, il modello di base è lo stesso: l'expertise è una trasformazione qualitativa della percezione, non solo un aumento quantitativo della velocità di calcolo. Gli esperti vedono diversamente. E questa diversa percezione è il prodotto di migliaia di ore di esposizione a esempi significativi — non l'applicazione consapevole di regole esplicite.

È una conclusione che, come vedremo nel Blocco III, riguarda direttamente AlphaZero: le reti neurali profonde che costituiscono il suo sistema di valutazione funzionano, in un senso molto preciso, come sistemi di riconoscimento di pattern — il che li rende sorprendentemente simili, nella struttura funzionale, al Sistema 1 dei grandi maestri umani. La differenza non è nella struttura, ma nell'origine: AlphaZero ha costruito il suo repertorio di "chunk" attraverso miliardi di partite di self-play, senza nessun insegnamento umano, in poche ore di calcolo. Cosa questo significhi per la relazione tra prestazione e comprensione è la domanda che tornerà, con forza crescente, nei blocchi successivi.

Capitolo 2.2 — Il problema dell'intuizione: Kahneman, Dreyfus e la fenomenologia dell'expertise

2.2.1 — La mossa candidata e il problema che nessuno aveva posto

C'è un momento, in ogni valutazione scacchistica o di go, che precede qualunque calcolo. Il giocatore guarda la posizione — per un secondo, per cinque, per dieci — e una mossa si impone alla sua attenzione. Non viene dedotta, non è il risultato di un'esplorazione sistematica dell'albero di gioco; emerge, con diversi gradi di certezza, come la risposta naturale alla situazione. I teorici degli scacchi la chiamano **mossa candidata** (*candidate move*): la mossa che il giocatore decide di esaminare prima, quella che sente come "giusta" prima ancora di sapere se lo è.

Nei grandi maestri, questa impressione è straordinariamente accurata. Studi di protocollo verbale — registrazioni di giocatori che pensano ad alta voce durante la valutazione — mostrano che i grandi

maestri identificano tipicamente la mossa ottimale come prima candidata nel 70–80% dei casi, anche in posizioni di media complessità. La ricerca esplicita di varianti che segue ha spesso il carattere di una *verifica*, non di una *scoperta*: il giocatore sa già cosa fare e controlla se la sua intuizione regge all'analisi.

Questo fenomeno è descritto con precisione nell'esperimento classico di de Groot, discusso nel capitolo precedente — ma de Groot si concentrò sulla *ricostruzione* delle posizioni, non sul processo di *valutazione*. La domanda sul come funziona l'intuizione — su quale meccanismo produca la mossa candidata — è rimasta distinta e più difficile.

È difficile perché richiede di descrivere qualcosa che, quasi per definizione, non è accessibile all'introspezione: il processo che produce la mossa candidata avviene *prima* della riflessione consapevole, e il giocatore che tenta di descriverlo riesce soltanto a descrivere le sue impressioni *del risultato*, non il meccanismo *del processo*. "Ho visto che l'alfiere mancava", "mi sembrava che il re fosse vulnerabile", "sentivo che quella struttura pedonale era troppo avanzata" — queste descrizioni sono fenomenologicamente accurate ma computazionalmente opache. Non dicono nulla su come la percezione abbia prodotto quella valutazione.

2.2.2 — Kahneman e la dualità dei sistemi cognitivi

La cornice teorica più influente per pensare all'intuizione esperta è quella del **pensiero a doppio processo** (*dual-process theory*), articolata nella sua forma più nota da Daniel Kahneman in *Thinking, Fast and Slow* (2011), ma con radici in una tradizione molto più antica che include i lavori di Seymour Epstein, Jonathan Evans, Keith Stanovich e molti altri.

La distinzione fondamentale è tra due modalità di elaborazione cognitiva:

Sistema 1: veloce, automatico, parallelo, inconscio, indisponibile all'introspezione diretta. Opera per associazione, riconoscimento di pattern, e generalizzazione da esempi. Non richiede sforzo deliberato e non può essere facilmente soppresso. Produce risposte immediate — compresi gli errori sistematici noti come *bias cognitivi* — senza fornire una traccia del ragionamento che le ha generate.

Sistema 2: lento, deliberato, sequenziale, consapevole, disponibile all'introspezione. Opera per regole esplicite, deduzioni, e calcolo. Richiede sforzo e risorse attentive limitate. Può correggere le risposte del Sistema 1, ma non sempre lo fa — spesso preferisce razionalizzarle.

Applicata all'expertise scacchistica, questa distinzione ha un potere descrittivo immediato. Il riconoscimento del chunk — il modo in cui un grande maestro percepisce una posizione come insieme di strutture significative — è un processo di tipo Sistema 1: avviene rapidamente, automaticamente, senza sforzo consapevole, e produce la mossa candidata quasi immediatamente. La ricerca esplicita di varianti — il calcolo di sequenze di mosse e contromosse — è un processo di tipo Sistema 2: deliberato, sequenziale, cognitivamente oneroso, accessibile all'introspezione.

La competenza di un grande maestro consiste, in questa lettura, nell'aver trasformato attraverso l'esperienza un'enorme quantità di conoscenza strategica da dominio del Sistema 2 a dominio del Sistema 1. Il principiante che calcola laboriosamente se conviene cedere un pedone per aprire una colonna sta usando il Sistema 2 per svolgere un compito che il

grande maestro svolge con il Sistema 1 — lo vede immediatamente, senza calcolo.

Kahneman, che aveva sviluppato la sua ricerca inizialmente sui *bias* del Sistema 1 (gli errori euristici sistematici), fu esplicito nel riconoscere che il Sistema 1 non produce necessariamente errori: in domini strutturati, con abbondante feedback e esperienza estesa, il Sistema 1 può produrre giudizi estremamente accurati — la "intuizione esperta" dei grandi maestri ne è l'esempio prototipico. La condizione, come osservò Kahneman in dialogo con Gary Klein, è che l'ambiente sia sufficientemente **regolare** — che i pattern appresi siano genuinamente predittivi — e che il feedback sia abbondante e tempestivo.

Gli scacchi e il go soddisfano entrambe le condizioni in modo quasi ideale: le strutture posizionali sono stabili (uno stesso schema tende a comportarsi allo stesso modo in posizioni simili), e il feedback è immediato e non ambiguo (si vince o si perde, si cattura o si viene catturati). Questo li rende ambienti eccezionalmente favorevoli per lo sviluppo dell'intuizione esperta — una delle ragioni per cui i giocatori di alto livello sviluppano capacità intuitive che sembrano quasi soprannaturali ai principianti.

2.2.3 — Il problema della giustificazione: intuizione e ragione

La descrizione duale di Kahneman è utile, ma nasconde una tensione che vale la pena rendere esplicita. Se l'intuizione esperta opera attraverso il Sistema 1 — attraverso processi automatici e non accessibili all'introspezione — allora come si distingue l'intuizione esperta corretta dall'intuizione esperta errata? E come si distingue entrambe dall'intuizione inesperta?

Questa domanda non è retorica. I grandi maestri commettono errori intuitivi — e gli errori più interessanti sono quelli in cui la loro intuizione ha "visto" qualcosa di plausibile ma sbagliato. Lo studio di queste sviste (*blunders*) rivela che gli errori dei grandi maestri non sono casuali: tendono a seguire pattern specifici, legati a strutture posizionali inusuali o a situazioni in cui i chunk abituali sono fuorvianti. Il grande maestro che ha incontrato migliaia di volte una certa struttura pedonale la riconosce automaticamente — ma se quella struttura è minimamente diversa da tutte le occorrenze precedenti, il riconoscimento automatico può sbagliare il valore della nuova configurazione.

Questo fenomeno — che si potrebbe chiamare *errore da riconoscimento eccessivo* — è il limite fondamentale del Sistema 1 nei giochi: la stessa velocità e automaticità che produce valutazioni rapide e accurate in posizioni tipiche produce valutazioni rapide ma errate in posizioni atipiche. E le posizioni più decisive di una partita — i punti di svolta su cui si decide il risultato — sono spesso posizioni atipiche, al di fuori del repertorio di chunk familiari.

È qui che il Sistema 2 diventa cruciale non come alternativa al Sistema 1, ma come correttore. Un grande maestro esperto non si fida ciecamente della propria intuizione nelle posizioni critiche: esegue una verifica deliberata, cercando esplicitamente il motivo per cui la sua mossa candidata *potrebbe* essere sbagliata. Questa prassi — cercare attivamente la confutazione della propria intuizione — è una delle caratteristiche metodologiche che distinguono i grandissimi maestri dai maestri di livello inferiore, come ha mostrato la ricerca sul processo decisionale scacchistico di de Groot e dei suoi successori.

2.2.4 — Dreyfus e la critica fenomenologica all'IA simbolica

Nessuna discussione sull'intuizione esperta nei giochi può ignorare il contributo di Hubert Dreyfus, il filosofo americano che negli anni Sessanta e Settanta costruì la critica più radicale al programma dell'intelligenza artificiale simbolica — usando gli scacchi come caso di studio principale.

Dreyfus era un fenomenologo heideggeriano e merleau-pontiano, lettore attento di *Être et Temps* e di *Phénoménologie de la Perception*. La sua tesi, articolata per la prima volta nel rapporto del 1965 *Alchemy and Artificial Intelligence* e poi sviluppata nel libro *What Computers Can't Do* (1972, seconda edizione 1979), era che il programma dell'IA simbolica fosse fondato su un presupposto filosofico sbagliato — la convinzione che la cognizione umana operasse attraverso la manipolazione di simboli discreti secondo regole esplicite — e che questo presupposto sbagliato ne garantisse il fallimento.

L'argomento di Dreyfus aveva un livello empirico e un livello filosofico. A livello empirico, osservava che i programmi scacchistici dell'epoca — che usavano valutazione euristica e ricerca nell'albero — non riuscivano a giocare a scacchi a livello di grande maestro, nonostante le promesse dei loro autori. Shannon aveva scritto nel 1950 che un programma di livello maestro avrebbe potuto essere sviluppato entro pochi anni; nel 1965, quindici anni dopo, i programmi scacchistici erano ancora ben al di sotto del livello dei giocatori di club amatoriali.

A livello filosofico, Dreyfus sosteneva che questo fallimento non fosse contingente — non una questione di hardware insufficiente o algoritmi imperfetti — ma strutturale. I programmi scacchistici cercavano di replicare la cognizione esperta attraverso la manipolazione esplicita di

simboli (la valutazione di caratteristiche come "sicurezza del re", "struttura pedonale", "controllo del centro") e la ricerca sistematica nell'albero. Ma, argomentava Dreyfus, la cognizione esperta non funziona così. Un grande maestro non valuta esplicitamente le caratteristiche della posizione e non cerca sistematicamente nell'albero: *vede* la posizione come un tutto significativo, percepisce le possibilità rilevanti senza doverle calcolare, e agisce sulla base di un'intuizione che non è decomponibile in una lista di regole.

Questa capacità di percezione olistica — di cogliere il significato di una situazione senza passare per la sua scomposizione in componenti discrete — era, per Dreyfus, essenzialmente corporea e non computabile. Merleau-Ponty aveva mostrato nel 1945 che la percezione umana è sempre situata in un corpo, orientata verso il mondo attraverso schemi motori e abitudini pratiche che non sono accessibili alla riflessione esplicita. La competenza esperta, in questa prospettiva, è una forma di *sapere corporeo* — il grande maestro *sa* giocare a scacchi nel modo in cui un pianista esperto *sa* suonare, o nel modo in cui un ciclista *sa* andare in bicicletta: con un sapere che non si lascia ridurre a regole esplicite senza perdere qualcosa di essenziale.

2.2.5 — La risposta della storia e la sua complessità

La storia ha risposto a Dreyfus in modo apparentemente semplice: Deep Blue vinse contro Kasparov nel 1997, AlphaZero dominò ogni avversario nel 2017. I computer *sanno* giocare a scacchi e a go meglio di qualunque essere umano. La critica di Dreyfus si è rivelata empiricamente sbagliata.

Ma questa conclusione, sebbene corretta nella sua banalità, trascura qualcosa di importante. Dreyfus aveva ragione sul fatto che il programma

dell'IA simbolica degli anni '60 e '70 — basato sulla codificazione esplicita di regole — aveva raggiunto un plateau e non avrebbe prodotto giocatori di livello grandissimo maestro. Quello che non aveva previsto era che il problema sarebbe stato risolto non attraverso regole più sottili o euristiche più accurate, ma attraverso un approccio radicalmente diverso: l'apprendimento da dati (Deep Blue, che usava una funzione di valutazione parzialmente appresa da database di partite) e poi l'apprendimento da self-play attraverso reti neurali profonde (AlphaZero).

Paradossalmente, la soluzione che ha sconfitto Dreyfus empiricamente è, dal punto di vista funzionale, più vicina alla sua posizione filosofica che al paradigma che lui criticava. AlphaZero non valuta posizioni attraverso una lista di caratteristiche esplicite: sviluppa una rappresentazione interna della posizione — una codifica distribuita in uno spazio vettoriale ad alta dimensione — che cattura la struttura globale in modo implicito e non decomponibile in regole esplicite. Questo è, funzionalmente, più simile alla percezione olistica che Dreyfus descriveva che alla valutazione simbolica che criticava.

La critica di Dreyfus era sbagliata nel predire che *nessuna macchina* avrebbe mai potuto giocare come un grande maestro. Era più acuta nel descrivere perché i programmi basati su regole esplicite non avrebbero mai replicato la percezione esperta. La distinzione tra la critica sbagliata e la diagnosi corretta è importante — e non è stata sempre fatta con la necessaria chiarezza nella letteratura successiva.

2.2.6 — Merleau-Ponty e la dimensione corporea del gioco

Il riferimento a Merleau-Ponty nella discussione sull'intuizione scacchistica non è ornamentale. La *Phénoménologie de la Perception* (1945)

contiene una delle descrizioni più precise della struttura del sapere esperto corporeo — anche se non parla di scacchi.

Merleau-Ponty descrive come il corpo di un pianista esperto sappia dove si trovano i tasti senza che il pianista debba calcolare la posizione delle proprie dita. I tasti del pianoforte, dopo anni di pratica, non sono oggetti nello spazio che il pianista deve localizzare e raggiungere: sono potenzialità d'azione che si offrono direttamente alla percezione, senza mediazione riflessiva. Il corpo esperto ha incorporato la mappa dello strumento — e questo sapere corporeo, che Merleau-Ponty chiama *habitus motorio*, non è recuperabile attraverso la riflessione esplicita senza degradarsi o sparire.

L'analogo scacchistico è evidente: il grande maestro che guarda la scacchiera non vede sessantaquattro caselle vuote che deve popolare di significato attraverso la valutazione esplicita — vede direttamente le possibilità strategiche che la posizione offre, come il pianista vede direttamente le possibilità melodiche che lo strumento offre. La scacchiera è per il grande maestro uno spazio di possibilità già organizzate, non un array di dati neutrali da elaborare.

Ma c'è una dimensione della fenomenologia del gioco che va oltre il sapere corporeo nel senso di Merleau-Ponty, e che riguarda il go più degli scacchi. Il go si gioca con un suono specifico — il colpo della pietra sul goban, che i professionisti giapponesi e coreani descrivono come parte integrante dell'esperienza del gioco. Le pietre sono diverse da un lato all'altro — convesse da un lato, piatte dall'altro — e il modo in cui vengono tenute tra le dita (indice e medio) ha una codificazione culturale precisa. Il silenzio della sala da gioco, il ritmo dei turni, la presenza fisica dell'avversario: tutto questo costituisce un contesto sensoriale e corporeo

che non ha equivalente nella versione digitale del gioco, e che — secondo alcuni professionisti — modifica il modo in cui la posizione viene percepita.

Questa dimensione corporea e rituale del gioco è completamente assente nella versione computazionale: AlphaZero non "sente" il colpo della pietra, non vive il ritmo della partita, non ha un corpo che si stanca o che si tende. Se questa assenza sia irrilevante per la qualità del gioco (e i risultati di AlphaZero suggeriscono che lo sia, almeno in termini di prestazione) o se costituisca una differenza strutturale nel tipo di relazione che si stabilisce col gioco, è una domanda filosoficamente aperta che tornerà nel Blocco V.

2.2.7 — Intuizione e razionalità: il contributo di Herbert Simon

Prima di concludere, è necessario menzionare il contributo di Herbert Simon alla comprensione dell'intuizione esperta — contributo che precede Kahneman di due decenni e che, pur sviluppandosi principalmente nel contesto della teoria della decisione e dell'IA, converge con i risultati sulla cognizione scacchistica.

Simon introdusse nel 1955 il concetto di **razionalità limitata** (*bounded rationality*): gli agenti cognitivi — umani o artificiali — non ottimizzano in senso pieno (non trovano la soluzione migliore tra tutte quelle possibili), ma **soddisfano** (*satisfice*, termine che Simon coniò fondendo *satisfy* e *suffice*): trovano soluzioni abbastanza buone, entro i limiti delle risorse cognitive disponibili.

Nell'analisi dell'expertise scacchistica, la razionalità limitata si manifesta nel modo seguente. Il grande maestro non esplora tutte le mosse

possibili — ne considera tipicamente cinque o meno — e non esplora tutte le varianti a qualunque profondità: si ferma quando ha trovato una soluzione soddisfacente, ossia una mossa che sembra chiaramente migliore delle alternative considerate. Questa è ricerca **euristica**, non ottimale nel senso minimax — e produce comunque risultati eccellenti perché l'euristica di selezione delle mosse candidate è molto accurata.

Simon vide in questo una conferma della sua visione della mente come sistema di elaborazione dell'informazione soggetto a vincoli: la stessa struttura dell'expertise — riconoscimento di pattern + ricerca selettiva — era, nei suoi lavori con Newell, la struttura dei sistemi di IA simbolica come GPS (General Problem Solver) e LISP. Il grande maestro, in questa lettura, era già un sistema di elaborazione dell'informazione; i computer erano sistemi di elaborazione dell'informazione che simulavano il grande maestro.

Dreyfus contestò questa lettura come circolare: Simon proiettava la struttura computazionale sulla cognizione umana, e poi sosteneva che la cognizione umana confermasse la struttura computazionale. Il punto di Dreyfus — che la percezione olistica non si riduce all'elaborazione sequenziale di simboli — rimase irrisolto nel dibattito tra le due posizioni. Non fu risolto da Deep Blue né, in senso filosofico pieno, da AlphaZero. È rimasto come problema aperto.

2.2.8 — Il problema dell'intuizione: uno stato dell'arte

Al termine di questo capitolo, vale la pena fare un bilancio esplicito di ciò che sappiamo sull'intuizione esperta nei giochi, e di ciò che rimane oscuro.

Sappiamo con ragionevole certezza che i grandi maestri identificano la mossa candidata attraverso un processo rapido e automatico di riconoscimento di pattern — il Sistema 1 di Kahneman, il riconoscimento di chunk di Chase e Simon — e che questo processo è il prodotto di migliaia di ore di esposizione a posizioni significative. Sappiamo che il risultato di questo processo è straordinariamente accurato in posizioni tipiche e soggetto a errori sistematici in posizioni atipiche. Sappiamo che il processo di Sistema 2 — il calcolo esplicito di varianti — corregge e integra, ma non sostituisce, il Sistema 1.

Non sappiamo, con la stessa certezza, come funziona il meccanismo di riconoscimento di chunk a livello computazionale — quali processi neurali lo implementano, quali strutture di memoria lo supportano, come avviene il riconoscimento di una configurazione come appartenente a una categoria. Non sappiamo come i chunk di basso livello si integrino in valutazioni globali della posizione — soprattutto nel go, dove questa integrazione è particolarmente critica. E non sappiamo se la distinzione tra "riconoscimento di pattern" e "comprensione della posizione" sia una distinzione reale o un'illusione terminologica.

Quest'ultima domanda — se il riconoscimento di pattern, per quanto raffinato e accurato, costituisca una forma di *comprensione* o ne sia soltanto un surrogato funzionale — è la domanda che connette la psicologia cognitiva alla filosofia della mente e all'interpretabilità delle reti neurali. È, come vedremo, anche la domanda che separa le diverse interpretazioni del successo di AlphaZero.

Capitolo 2.3 — La pratica deliberata e i suoi limiti: Ericsson, le sorelle Polgár, e il problema del talento

2.3.1 — Una domanda antica in una forma nuova

La domanda sul talento innato è antica quanto la riflessione sull'eccellenza umana. Platone distingueva tra gli spiriti d'oro, d'argento e di bronzo; Galton nel 1869 sostenne in *Hereditary Genius* che la genialità fosse ereditaria e biologicamente determinata; Binet, costruendo il primo test d'intelligenza, credeva di misurare qualcosa di fisso e non modificabile. Dall'altra parte, una tradizione altrettanto antica — che va dagli Stoici all'Illuminismo — sosteneva la primazia dell'educazione, dell'ambiente, dell'esercizio.

Negli scacchi, questa tensione si manifesta in modo particolarmente acuto perché gli scacchi offrono ciò che pochi altri domini cognitivi offrono: misure oggettive della competenza (il rating Elo), una struttura di addestramento formalizzata (aperture, finali, tattiche), e un corpus storico sufficientemente ricco da permettere studi longitudinali. Se si vuole testare la teoria del talento innato contro la teoria della pratica, gli scacchi sono il laboratorio ideale.

Anders Ericsson — psicologo svedese che trascorse la sua carriera all'Università Statale della Florida — lo capì, e dedicò trent'anni a costruire la risposta più rigorosa mai prodotta: la **teoria della pratica deliberata**.

2.3.2 — La teoria della pratica deliberata: struttura e fondamenti

Ericsson sviluppò la sua teoria in una serie di studi che culminarono nell'articolo fondamentale del 1993 su *Psychological Review*: *The Role of Deliberate Practice in the Acquisition of Expert Performance*, scritto con Krampe e Tesch-Römer. L'articolo è uno dei più citati nella storia della psicologia cognitiva.

La distinzione cruciale che Ericsson introduce è tra **pratica** e **pratica deliberata**. Non tutta l'attività svolta in un dominio produce miglioramento; la semplice ripetizione di ciò che si sa già fare produce automatizzazione e stabilizzazione, non avanzamento verso livelli superiori. La pratica deliberata è un tipo specifico di attività caratterizzato da quattro proprietà:

Obiettivi ben definiti e sfidanti. La pratica deliberata si concentra su aspetti specifici della prestazione che sono al di là delle capacità attuali del praticante — nella *zona di sviluppo prossimale* nel senso di Vygotskij. Uno scacchista che risolve posizioni tattiche a un livello appena superiore al suo fa pratica deliberata; uno scacchista che gioca partite amichevoli contro avversari più deboli non fa pratica deliberata nel senso di Ericsson.

Feedback immediato e accurato. Il praticante deve ricevere informazione immediata sulla correttezza della sua risposta — e questa informazione deve essere abbastanza precisa da identificare l'errore specifico, non solo segnalare che c'è stato un errore. Negli scacchi, l'analisi post-partita con un forte giocatore o con un motore scacchistico soddisfa questa condizione; la semplice partita competitiva la soddisfa solo parzialmente.

Attenzione completa e sforzo mentale. La pratica deliberata non è automatica: richiede concentrazione massima, e questo la rende faticosa e

intrinsecamente sgradevole. Ericsson trovò che i praticanti di élite — violinisti, pianisti, scacchisti, atleti — dedicavano tipicamente solo 4–5 ore al giorno alla pratica deliberata vera e propria, non di più, perché questa forma di attività esaurisce le risorse cognitive disponibili.

Uscita dalla zona di comfort. La pratica deliberata implica costante superamento dei propri limiti attuali: affrontare posizioni che non si riescono a valutare, studiare aperture che non si capisce perché funzionino, analizzare finali che sembrano impossibili da calcolare. Il comfort è nemico del miglioramento.

2.3.3 — Le diecimila ore: una stima e le sue distorsioni

Il dato più noto — e più frainteso — della teoria di Ericsson è la stima delle **diecimila ore di pratica deliberata** necessarie per raggiungere il livello di élite in un dominio complesso. La stima proviene da uno studio del 1993 su violinisti del Conservatorio di Berlino: i migliori avevano accumulato circa diecimila ore di pratica solitaria (distinta dalle lezioni, dalle esibizioni, e dalla pratica di gruppo) entro i vent'anni. Gli studenti di livello inferiore ne avevano accumulate meno.

Simon aveva proposto una stima analoga per gli scacchi — diecimila ore per raggiungere il livello di grande maestro — basandosi sul tempo necessario per costruire un repertorio di 50 000–100 000 chunk. Ericsson, che non usò inizialmente gli scacchi come caso di studio, arrivò alla stessa stima per una via diversa.

Malcolm Gladwell rese famosa questa stima nel bestseller *Outliers* (2008), trasformandola in una "regola delle diecimila ore" che era al tempo

stesso una semplificazione e una distorsione. Ericsson passò anni a correggere queste distorsioni pubblicamente:

Primo, non sono diecimila ore di qualunque pratica — sono diecimila ore di *pratica deliberata*, che è qualitativamente diversa dalla semplice esperienza accumulata. Un giocatore di scacchi da club che gioca per trent'anni acumula migliaia di ore di gioco, ma non necessariamente di pratica deliberata; il suo livello tipicamente si stabilizza ben al di sotto di quello del grande maestro.

Secondo, diecimila ore è una stima centrale, non un valore preciso: la variazione individuale è enorme, e alcune persone raggiungono livelli elevati con meno ore, altre non li raggiungono con molte di più. La stima descrive una tendenza mediana, non una soglia deterministica.

Terzo, il numero di ore è necessario ma non sufficiente. Non chiunque accumuli diecimila ore di pratica deliberata diventa grande maestro: ci sono fattori di limitazione — anatomici, neurologici, ambientali — che possono impedire il raggiungimento dei livelli assoluti.

2.3.4 — Le sorelle Polgár: un esperimento naturale

Il caso delle **sorelle Polgár** è l'esperimento naturale più citato nella letteratura sull'expertise scacchistica — e uno degli esperimenti più affascinanti sulla natura dell'eccellenza in qualunque dominio.

László Polgár era uno psicologo ungherese convinto, nella seconda metà degli anni Settanta, che il genio potesse essere fabbricato attraverso l'educazione. La sua tesi — radicale all'epoca — era che chiunque, con l'educazione giusta e l'ambiente giusto, potesse diventare un esperto di livello mondiale in qualunque dominio scelto precocemente. Scelse gli

scacchi come dominio di prova, per le stesse ragioni metodologiche che avevano attirato de Groot: la competenza è misurabile, l'addestramento è formalizzabile, i risultati sono verificabili.

Con la moglie Klára decise di applicare la sua teoria alle proprie figlie. Le tre bambine — Zsuzsa (Susan), Zsófia (Sofia), e Judit — furono educate prevalentemente in casa, con un curriculum centrato sugli scacchi a partire dai tre-quattro anni di età. L'addestramento era intensivo, strutturato secondo i principi che Ericsson avrebbe formalizzato solo anni dopo: problemi tattici di difficoltà crescente, analisi sistematica delle partite, studio degli aperture, gioco contro avversari progressivamente più forti.

I risultati furono straordinari. Susan divenne la prima donna a qualificarsi per un ciclo di candidatura al Campionato del Mondo maschile (1986). Sofia raggiunse il titolo di maestro internazionale. Judit, la più giovane, divenne nel 1991 — a quindici anni e cinque mesi — il grande maestro più giovane della storia, superando il record precedente di Bobby Fischer, e rimase per vent'anni il più forte giocatore donna della storia degli scacchi, raggiungendo l'ottava posizione nel ranking mondiale assoluto.

Il caso Polgár è spesso presentato come prova definitiva della teoria dell'ambiente contro quella del talento innato. Ma la lettura è più sfumata. László Polgár aveva scelto tre figlie — non un campione casuale della popolazione — e aveva loro dedicato un addestramento ossessivo e altamente strutturato. Il fatto che tutte e tre abbiano raggiunto livelli eccezionali dimostra che l'educazione precoce e intensiva può produrre competenza di élite — ma non dimostra che *chiunque* con lo stesso addestramento avrebbe prodotto lo stesso risultato. Il caso Polgár è

compatibile sia con la teoria dell'ambiente puro sia con la teoria dell'ambiente che amplifica il talento innato.

Ciò che il caso Polgár dimostra con certezza, ed è già molto, è che il potenziale per raggiungere livelli di grandissimo maestro negli scacchi — livelli precedentemente ritenuti accessibili solo ai maschi o solo a individui con talento innato eccezionale — è distribuito molto più ampiamente di quanto si credesse. Il talento necessario per diventare uno dei migliori scacchisti del mondo non è così raro da essere praticamente inesistente nelle donne o nei bambini di famiglie non scacchistiche; l'ambiente, l'esposizione precoce, e la struttura dell'addestramento contano enormemente.

2.3.5 — Il go e la pratica deliberata: differenze strutturali

La trasposizione della teoria della pratica deliberata al go rivela alcune differenze strutturali interessanti rispetto agli scacchi.

La struttura tradizionale dell'addestramento nel go professionale asiatico — il sistema del *dojo* e dell'apprendistato — è stata per secoli la forma dominante di trasmissione dell'expertise, e corrisponde sorprendentemente bene ai principi di Ericsson, anche se si è sviluppata indipendentemente da qualunque teoria psicologica esplicita. I giovani allievi che aspirano alla carriera professionale in Giappone, Corea del Sud e Cina iniziano tipicamente intorno ai cinque-sette anni, studiano con un maestro professionista in sessioni intensive giornaliere, risolvono migliaia di problemi di *tsumego* (problemi di vita-o-morte, l'analogo del puzzle tattico scacchistico), analizzano le partite dei campioni storici, e giocano enormi quantità di partite supervisionata — accumlando le diecimila ore di pratica deliberata entro l'adolescenza.

Ma il go presenta una difficoltà strutturale che gli scacchi non hanno in egual misura: la **lunghezza del feedback**. In un puzzle tattico scacchistico, l'errore è identificabile in poche mosse — si calcola la sequenza, si vede dove il calcolo porta, si verifica se il risultato è corretto o no. In un problema di *tsumego*, il feedback è ugualmente rapido. Ma nella valutazione posizionale generale — nel giudizio strategico sulla fase di mediogioco — il feedback è molto più lento: l'errore di valutazione commesso alla mossa 50 può manifestarsi solo alla mossa 150, dopo cento mosse di conseguenze che potrebbero oscurare il nesso causale.

Questa lunghezza del feedback rende l'apprendimento del go strutturalmente più lento di quello degli scacchi — coerentemente con il fatto che i sistemi di rating nel go professionistico rivelano una curva di sviluppo tipicamente più lunga: i grandi maestri di scacchi raggiungono il loro picco tipicamente tra i venticinque e i trentacinque anni; i campioni di go spesso continuano a migliorare fino ai quaranta o cinquant'anni, con una maturazione dell'expertise posizionale che richiede decenni.

2.3.6 — AlphaZero e la crisi della teoria della pratica deliberata

Il 2017 ha posto la teoria della pratica deliberata di fronte a una sfida che va oltre qualunque critica psicologica interna: **AlphaZero ha raggiunto e superato il livello dei migliori giocatori umani di scacchi e di go in quattro ore di addestramento**, senza nessuna pratica deliberata nel senso di Ericsson, senza feedback da esperti umani, senza puzzle tattici, senza studio delle aperture, e senza un singolo istante di esperienza umana del gioco.

Quanto conta la pratica deliberata come teoria dell'expertise quando un sistema artificiale può acquisire la stessa expertise — e in misura

superiore — in un tempo che equivale a una frazione infinitesimale delle diecimila ore? La sfida è reale, e merita una risposta precisa piuttosto che un'indignazione difensiva.

La risposta più onesta è che AlphaZero non confuta la teoria della pratica deliberata — la **relativizza** rispetto a un confronto tra tipi di sistemi che Ericsson non aveva previsto.

La pratica deliberata è una teoria su come i sistemi cognitivi *umani*, con i loro vincoli specifici (memoria di lavoro limitata, elaborazione sequenziale lenta, apprendimento che richiede sonno e consolidazione) acquisiscono expertise in domini complessi. Le diecimila ore sono diecimila ore *umane*, con le inefficienze biologiche specifiche della mente umana. AlphaZero non ha questi vincoli: può giocare milioni di partite simultaneamente, non dimentica, non si stanca, non ha bisogno di sonno per consolidare l'apprendimento.

Detto più tecnicamente: AlphaZero ha accumulato, in quattro ore di clock time, qualcosa dell'ordine di 4. 9 milioni di partite di scacchi da zero ($\approx$ 29 milioni di posizioni valutate). Un essere umano che giocasse senza fermarsi, dormire, o mangiare per trent'anni accumulerebbe forse 500 000 partite — cento volte meno. Il confronto in termini di ore di clock è fuorviante; il confronto in termini di esperienze accumulate rivela che AlphaZero ha semplicemente compresso un addestramento enorme in un tempo breve grazie alla parallelizzazione massiva.

In questo senso, AlphaZero non viola il principio di Ericsson — che l'expertise richiede molta esperienza strutturata — ma ne illustra una versione accellerata e iperparallela che non è biologicamente possibile per un essere umano. La pratica deliberata rimane la risposta alla domanda

"come acquisisce expertise una mente umana?". AlphaZero risponde a una domanda diversa: "come acquisirebbe expertise un sistema con risorse computazionali illimitate e nessun vincolo biologico?".

2.3.7 — Ciò che rimane: la pratica deliberata come teoria della mente, non della prestazione

Il confronto con AlphaZero ha un effetto importante sulla comprensione della pratica deliberata: chiarisce che si tratta di una teoria su *come la mente umana funziona*, non semplicemente su come si ottiene la prestazione massima.

Ericsson non stava dicendo che diecimila ore sono il metodo ottimale per sviluppare expertise — stava descrivendo l'unico metodo disponibile a un sistema cognitivo con i vincoli della mente umana. L'esistenza di AlphaZero non cambia questa descrizione: dimostra che esistono sistemi con vincoli diversi per i quali metodi diversi sono ottimali, ma non dice nulla sulla struttura della cognizione umana.

Allo stesso tempo, il confronto con AlphaZero ha reso visibile un aspetto della pratica deliberata che la letteratura precedente trascurava: il ruolo del **curriculum** nell'addestramento. AlphaZero non ha un curriculum: impara tutto da solo attraverso il self-play. I grandi maestri umani hanno un curriculum estremamente strutturato: un ordine preciso in cui si studiano le aperture, i finali, le posizioni tattiche; un'esposizione progressiva alla complessità crescente; una sequenza di insegnanti e avversari calibrata sullo sviluppo del giocatore.

Questo curriculum — trasmesso per secoli da maestro ad allievo, codificato in libri di teoria, standardizzato nelle scuole scacchistiche

nazionali — è esso stesso una forma di conoscenza accumulata: la distillazione di generazioni di esperienza sull'ordine più efficiente per trasmettere l'expertise. AlphaZero non ne ha beneficiato, e ha comunque raggiunto livelli superiori — il che suggerisce che il curriculum umano, per quanto efficiente date le risorse umane, non è necessariamente ottimale in senso assoluto.

2.3.8 — Il talento: ciò che rimane dopo Ericsson

La teoria della pratica deliberata ha ridimensionato drasticamente le affermazioni più forti sulla natura innata del talento, ma non le ha eliminate. La questione del talento rimane aperta — e più complicata di quanto il dibattito pubblico suggerisca.

Ericsson stesso non ha mai sostenuto che il talento innato non esista: ha sostenuto che sia molto meno determinante di quanto si credesse comunemente, e che le differenze di prestazione tra individui con simile addestramento siano spesso spiegabili con differenze nell'*efficacia* della pratica deliberata piuttosto che nella capacità innata.

Nel contesto degli scacchi, studi recenti hanno tentato di stimare il contributo genetico all'expertise scacchistica attraverso l'analisi di gemelli: Hambrick et al. (2014) hanno stimato che il numero di ore di pratica spiega circa il 34% della varianza nel livello scacchistico, lasciando una quota considerevole da spiegare con altri fattori — tra cui, presumibilmente, fattori genetici. Nello stesso anno, Macnamara et al. (2014) avevano pubblicato una meta-analisi su 88 studi empirici sulla pratica deliberata in domini diversi, concludendo che la pratica deliberata spiega in media il 26% della varianza nelle prestazioni — con variazioni sistematiche tra domini (34% per i giochi, 21% per la musica, 18% per gli sport, solo 4% per

le professioni). Questo risultato non confutava la teoria di Ericsson, ma ne ridimensionava la pretesa esplicativa universale: la pratica deliberata conta, ma non spiega la maggior parte della varianza nemmeno nei giochi, dove il suo effetto è massimo. Ericsson rispose a entrambi i lavori sostenendo che le meta-analisi includevano studi che non misuravano la pratica deliberata nel senso tecnico del termine — ossia attività deliberatamente progettata per il miglioramento, con feedback e obiettivi definiti — ma pratica generica. Il controsenso segnalato da Ericsson è metodologicamente rilevante, ma non risolve la questione: la difficoltà di operazionalizzare la pratica deliberata in modo sufficientemente preciso da distinguerla dalla pratica generica è essa stessa un limite della teoria. Calvo (2018) e altri hanno criticato le stime di Hambrick e Macnamara come sottovalutazioni dell'effetto della pratica. Il dibattito rimane metodologicamente aperto.

Quello che sembra ragionevolmente certo è questo: per raggiungere i livelli assoluti — grandissimo maestro di scacchi, 9-dan di go — è necessaria una combinazione di esposizione precoce, pratica deliberata intensiva, e un livello minimo di capacità cognitive generali (memoria di lavoro, velocità di elaborazione, capacità spaziali) che non è distribuita uniformemente nella popolazione. Ma il "minimo necessario" è molto inferiore a quanto i miti del genio innato suggeriscano: è accessibile a una frazione della popolazione molto più ampia di quella che oggi raggiunge i livelli di élite, il che implica che il principale fattore limitante sia l'accesso all'addestramento, non il talento innato.

Judit Polgár non è diventata il più forte giocatore donna della storia per caso genetico: è diventata tale perché ha ricevuto il miglior addestramento possibile fin dalla più tenera età, in un ambiente che la

incoraggiava, con una famiglia che aveva investito ogni risorsa in quel progetto. Questo non esclude che anche il talento innato abbia giocato un ruolo — ma suggerisce che, senza l'addestramento, quel talento eventuale non si sarebbe mai manifestato.

2.3.9 — Sintesi: pratica, talento, e la domanda che resta

Al termine di questo capitolo, possiamo formulare una posizione equilibrata sulla pratica deliberata come teoria dell'expertise.

La pratica deliberata è la condizione necessaria per raggiungere l'eccellenza in qualunque dominio complesso — inclusi gli scacchi e il go. Le diecimila ore non sono una formula magica, ma una stima plausibile dell'esperienza strutturata necessaria per costruire un repertorio di chunk sufficientemente ricco, per automatizzare la valutazione posizionale, e per sviluppare la gamma completa di competenze specifiche del dominio. Il caso Polgár dimostra che queste ore possono essere investite in modo molto più efficiente di quanto sia tipico, con risultati straordinari.

Il contributo di Ericsson che rimane valido dopo AlphaZero è descrittivo, non normativo: come argomentato nel §2.3.7, descrive *come* funziona l'acquisizione di expertise in un sistema cognitivo umano, con i suoi vincoli biologici specifici. AlphaZero non confuta questa descrizione: la inquadra come un caso specifico all'interno di uno spazio più ampio di sistemi cognitivi possibili, ognuno con i propri vincoli e i propri metodi di apprendimento ottimali.

Ciò che rimane completamente aperto è la domanda più profonda: cosa ha AlphaZero effettivamente acquisito, in quelle quattro ore? Ha sviluppato qualcosa che si possa chiamare — in senso non metaforico —

comprensione degli scacchi e del go? O ha sviluppato soltanto la capacità di *prevedere la mossa vincente* senza nulla che assomigli alla comprensione nel senso in cui un grande maestro comprende una posizione?

Questa domanda non è risolvibile attraverso la teoria della pratica deliberata. È la domanda su cui il Blocco IV — sulla crisi dell'expertise — e il Blocco V — su estetica e significato — dovranno tornare.

Il sistema dei tornei separati. In Corea del Sud, Giappone e Cina, il circuito professionale di go è organizzato con tornei separati per uomini e donne — con pochissime eccezioni in cui i giocatori dei due circuiti si affrontano. Questa separazione è molto più netta rispetto agli scacchi, dove uomini e donne giocano negli stessi tornei aperti (anche se esistono tornei femminili separati). La conseguenza è che non esistono dati comparativi sistematici sul livello relativo dei migliori giocatori dei due circuiti nel go — un assenza di dati che rende il confronto empirico impossibile. **Il caso di Rui Naiwei.** Un'eccezione rilevante è Rui Naiwei, una giocatrice di go cinese che ha vinto il titolo Ing Cup nel 1997 — un titolo misto aperto a entrambi i sessi — e che ha mantenuto per anni una posizione nel ranking mondiale assoluto comparabile a quella dei migliori giocatori maschi. Il caso di Rui Naiwei è l'analogo del caso Judit Polgár negli scacchi: dimostra che è possibile per una donna raggiungere livelli di élite assoluta nel go, ma non dice nulla sulla distribuzione attesa in condizioni di accesso uguale. **La sottorappresentazione nei sistemi di insei.** In Giappone e Corea del Sud, il percorso verso la professionizzazione nel go passa attraverso il sistema degli *insei* — giovani studenti residenti in accademia che studiano il go full-time, tipicamente a partire dai dieci-dodici anni. La partecipazione femminile a questi programmi è sistematicamente più bassa di quella maschile, per ragioni

che includono aspettative familiari, struttura residenziale delle accademie, e mancanza di modelli di riferimento. Questa bassa partecipazione iniziale amplifica gli effetti nel corso del tempo: meno insei donne producono meno professioniste, che producono meno modelli di riferimento, che producono meno insei donne. Questo meccanismo cumulativo è consistente con la spiegazione istituzionale della sottorappresentazione — e ha un'implicazione diretta per la teoria della pratica deliberata: se l'expertise richiede pratica deliberata intensa dal giovane età, e se l'accesso a quella pratica è distribuito in modo diseguale per ragioni istituzionali, allora la distribuzione demografica dell'expertise riflette la distribuzione istituzionale dell'accesso, non necessariamente la distribuzione biologica del potenziale.

2.3.10 — La dimensione sociologica dell'expertise: genere, accesso, e strutture istituzionali

La teoria della pratica deliberata ha una pretesa universalistica: data la pratica giusta, nell'ambiente giusto, il talento innato — per quanto presente — conta molto meno di quanto la tradizione del genio innato suggerisca. Il caso Polgár, discusso nel paragrafo 2.3.4, è la prova più citata di questa universalità.

Eppure l'expertise nei giochi — negli scacchi e nel go professionale — presenta una struttura demografica che la teoria della pratica deliberata fatica a spiegare. Il circuito scacchistico mondiale è dominato schiacciante dai maschi: la percentuale di donne tra i grandmaster FIDE è meno del 2%. Nel go professionale coreano e giapponese, le donne giocano in circuiti separati da quelli maschili, con rare eccezioni di passaggio al circuito maschile. Questa distribuzione non è diminuita significativamente

negli ultimi decenni, nonostante l'aumento generale della partecipazione femminile ai giochi.

Due spiegazioni concorrenti si fronteggiano. La **spiegazione della pratica**: le donne ricevono sistematicamente meno incoraggiamento, meno risorse, meno accesso all'addestramento di qualità negli anni critici della formazione, il che produce una differenza di expertise che riflette una differenza ambientale, non biologica. La **spiegazione biologica**: esistono differenze nella distribuzione delle capacità cognitive rilevanti per gli scacchi (memoria di lavoro visuo-spaziale, tolleranza al rischio tattico) che produrrebbero differenze di livello anche in condizioni di accesso identiche.

Il caso Polgár è significativo proprio perché illumina questo confronto senza risolverlo. László Polgár ha fornito alle figlie un accesso all'addestramento scacchistico di qualità superiore a quello disponibile alla grande maggioranza dei giovani giocatori maschi. Il risultato è stato eccezionale — Judit Polgár ha raggiunto l'ottava posizione nel ranking mondiale assoluto. Ma questo risultato dimostra che con l'accesso giusto le donne possono raggiungere livelli di élite assoluta; non dimostra che la media delle donne che ricevono lo stesso addestramento dei maschi raggiungerebbe livelli equivalenti.

Più rilevante per la tesi di questa monografia è la domanda strutturale: se la pratica deliberata è la chiave dell'expertise, e se le strutture istituzionali dei giochi (tornei misti vs. separati, accademie, sponsorship) hanno sistematicamente offerto meno opportunità di pratica deliberata di qualità alle donne, allora la sotto-rappresentazione femminile ai massimi livelli è un effetto di quella struttura istituzionale — non della biologia.

Il test di questa tesi è potenzialmente empirico: se in contesti con accesso egualitario la distribuzione dell'expertise per genere si avvicina all'equità, la spiegazione istituzionale è supportata. I dati disponibili convergono in modo significativo nella stessa direzione. Primo, gli studi di Gerdes e Gränsmark (2010) sulle partite FIDE mostrano che le giocatrici tendono a scegliere strategie di gioco più conservative — con minor propensione al rischio tattico — quando affrontano avversari di sesso maschile rispetto a quando affrontano avversarie: un pattern coerente con l'effetto della minaccia dello stereotipo (stereotype threat) identificato da Steele e Aronson nel 1995, dove la consapevolezza di uno stereotipo negativo sul proprio gruppo produce deterioramento della prestazione anche in assenza di una discriminazione esplicita. Secondo, i dati del gioco online — dove la visibilità del genere è ridotta o assente — mostrano una partecipazione femminile sensibilmente superiore rispetto al circuito professionale tradizionale, pur senza raggiungere la parità. Questa asimmetria tra contesti ad alta e bassa visibilità del genere è compatibile con la spiegazione istituzionale, e difficilmente spiegabile in termini puramente biologici. Terzo, l'analisi di Stafford (2018) su oltre 400.000 partite online mostra che il divario di performance tra uomini e donne si riduce significativamente quando si controlla per il numero di partite giocate — suggerendo che la differenza di livello osservata riflette principalmente una differenza di esperienza accumulata, non di capacità intrinseca. Il quadro che emerge non è definitivo — nessuno di questi studi elimina da solo la spiegazione biologica — ma è sufficientemente coerente da rendere la spiegazione istituzionale la più economica e la meglio supportata dai dati disponibili.

La lezione metodologica è importante: una teoria dell'expertise che ignori le strutture istituzionali che determinano chi ha accesso alla pratica deliberata è una teoria parziale. L'expertise non si forma in un vacuum sociale — si forma in un contesto di risorse, incoraggiamento, modelli di riferimento, e strutture istituzionali che non sono distribuiti equamente. Incorporare questa dimensione nella teoria non indebolisce la tesi della pratica deliberata — la completa, riconoscendo che la pratica deliberata è necessaria ma non sufficiente a spiegare la distribuzione demografica dell'expertise.

Capitolo 2.4 — Metacognizione e consapevolezza del processo: cosa sanno i grandi maestri del proprio pensiero?

2.4.1 — Il problema del verbale e del silenzioso

C'è una scena ricorrente nella letteratura sull'expertise scacchistica che merita di essere descritta con precisione, perché rivela qualcosa di fondamentale sulla struttura della conoscenza esperta. Un grande maestro — Tal, Botvinnik, Karpov, poco importa — siede davanti a una posizione e in pochi secondi enuncia una valutazione: "Bianco meglio", oppure "questa posizione è complessa, il Nero ha compensazione sufficiente", oppure, più sorprendentemente, "questa mossa mi sembra sbagliata" — indicando una mossa che i motori di analisi impiegheranno anni a dimostrare essere effettivamente inferiore. Quando gli si chiede come sia arrivato a quella valutazione, la risposta è quasi invariabilmente

deludente: “La posizione mi sembra così”, o “ho sentito qualcosa di sbagliato in questa struttura”, o, nei casi più onesti, “non saprei dirlo”.

Questo fenomeno — il **gap tra prestazione e verbalizzazione** — è uno dei problemi centrali della psicologia cognitiva dell’expertise. È il punto in cui la domanda tecnica sulla struttura dell’acquisizione di competenza incontra la domanda filosofica sulla natura della conoscenza e della coscienza. E i giochi da tavola astratti — gli scacchi in primo luogo, poi il go — sono il laboratorio naturale per studiarlo, perché offrono un caso in cui la prestazione è misurabile con precisione, ma la giustificazione di quella prestazione rimane spesso inaccessibile anche al soggetto che la produce.

La **metacognizione** — la capacità di pensare al proprio pensiero, di monitorare i propri processi cognitivi, di valutarne l’efficacia — è stata studiata a partire dagli anni Settanta soprattutto nel contesto dell’apprendimento scolastico. John Flavell, che coniò il termine nel 1979, distingueva tra **conoscenza metacognitiva** (sapere come funziona la propria mente in generale) ed **esperienza metacognitiva** (il monitoraggio in tempo reale dei propri processi cognitivi durante un compito). Applicata all’expertise nei giochi astratti, questa distinzione produce risultati paradossali e illuminanti.

2.4.2 — I protocolli verbali: storia di un metodo e dei suoi limiti

La fonte primaria di dati sulla metacognizione degli esperti in scacchi — e, in misura minore, nel go — sono i **protocolli verbali a voce alta** (*think-aloud protocols*): la procedura sperimentale in cui si chiede al soggetto di verbalizzare continuamente il proprio processo di pensiero mentre risolve un problema. De Groot la usò negli anni Quaranta; Newell

e Simon ne fecero il metodo fondamentale della loro ricerca sull'elaborazione di informazione negli anni Sessanta e Settanta; Charness la applicò sistematicamente agli scacchi negli anni Ottanta.

Il valore di questo metodo è indubbio: produce una registrazione temporalmente continua del pensiero dichiarativo del soggetto, permettendo di identificare le strategie di ricerca, l'ordine in cui vengono considerate le mosse candidate, i criteri di valutazione espliciti. Ma il metodo ha un limite fondamentale che la letteratura ha impiegato decenni a riconoscere pienamente: **i protocolli verbali catturano solo il pensiero che il soggetto è in grado di verbalizzare**.

E negli esperti di scacchi e di go, la parte più sofisticata del pensiero è quella che non riesce a essere verbalizzata.

Ericsson e Simon (1993) sostenevano che la verbalizzazione a voce alta non altera il processo cognitivo se si limita a riferire il contenuto del pensiero attivo — ciò su cui l'attenzione è focalizzata in quel momento — senza richiedere spiegazioni causali. Ma la distinzione tra "riferire" e "spiegare" è più difficile da mantenere in pratica di quanto sembri in teoria, specialmente quando il soggetto ha una tendenza professionale a commentare ed analizzare le proprie mosse. I grandi maestri di scacchi sono addestrati a commentare le loro partite per il pubblico; questo addestramento può interferire con la produzione di protocolli autenticamente descrittivi del processo cognitivo non verbalizzato.

Il problema più profondo è che i grandi maestri, quando verbalizzano, producono spesso una **razionalizzazione post-hoc** — una ricostruzione plausibile del processo che ha portato alla valutazione — piuttosto che una descrizione del processo reale. La valutazione arriva

prima, rapidamente, attraverso processi che non sono accessibili alla coscienza; la verbalizzazione costruisce una narrativa retrospettiva che ha il formato logico di un ragionamento ma che non corrisponde necessariamente al processo effettivo.

Questo non è necessariamente un inganno consapevole: è il funzionamento normale di un sistema cognitivo che ha internato profondamente le strutture di un dominio. Come Polanyi aveva osservato, "sappiamo più di quanto possiamo dire" — e nei grandi maestri di scacchi e di go, questa asimmetria tra sapere tacito e sapere verbalizzabile raggiunge proporzioni estreme.

2.4.3 — L'esperimento delle posizioni "impossibili": un test della metacognizione

Un esperimento paradigmatico sulla metacognizione negli scacchisti esperti è quello condotto da Saariluoma (1992), variazione del classico esperimento di de Groot e Chase-Simon sulle posizioni casuali. Saariluoma mostrava ai soggetti posizioni scacchistiche *impossibili* — posizioni che non potevano essersi generate attraverso nessuna sequenza di mosse legali, contenenti ad esempio tre torri dello stesso colore, o pezzi in posizioni che le regole non permetterebbero mai. Il risultato sorprendente è che **i grandi maestri non sempre si accorgevano dell'impossibilità** — ricordavano la posizione e ragionavano su di essa come se fosse legale.

Questo risultato ha implicazioni profonde per la metacognizione: suggerisce che i grandi maestri, almeno in parte, non "vedono" la posizione mediante un'analisi esplicita delle sue proprietà formali, ma mediante un riconoscimento diretto che bypassa la verifica esplicita della

legalità. Il loro sistema metacognitivo — la parte che monitora e valuta il processo cognitivo — non ha accesso diretto alle strutture che producono il riconoscimento, e quindi non può segnalare l'anomalia.

In termini tecnici, questo è un esempio di **incapsulamento informazionale** dei processi di riconoscimento esperto: i moduli cognitivi che producono la valutazione rapida non sono trasparenti ai sistemi di monitoraggio metacognitivo che operano a livelli superiori. Fodor (1983) aveva proposto l'incapsulamento informazionale come proprietà fondamentale dei sistemi modulari della mente; l'expertise scacchistica sembra produrre qualcosa di analogo — non per architettura evolutiva innata, ma per automatizzazione attraverso l'expertise stessa.

2.4.4 — Due sistemi, un giocatore: Kahneman e la fenomenologia dell'expertise

La struttura teorica che più efficacemente dà conto del gap tra prestazione e verbalizzazione nell'expertise scacchistica è la distinzione kahnemaiana tra **Sistema 1** e **Sistema 2** — rispettivamente il pensiero intuitivo, rapido, automatico, associativo, e il pensiero deliberato, lento, seriale, cosciente. Kahneman stesso, in *Thinking, Fast and Slow* (2011), usa il grande maestro di scacchi come esempio paradigmatico del Sistema 1 esperto: la capacità di percepire immediatamente il pericolo in una posizione, o di riconoscere una struttura tattica familiare, come esempio di processo automatico raffinato dall'esperienza.

Ma la divisione kahnemaiana, utile come prima approssimazione, è troppo netta per rendere giustizia alla complessità dell'expertise scacchistica. I protocolli verbali degli esperti mostrano un'interazione continua tra processi rapidi e processi lenti, non una separazione: il

Sistema 1 genera una valutazione iniziale, il Sistema 2 la sottopone a verifica attraverso il calcolo esplicito, il risultato del calcolo aggiorna la valutazione iniziale, che poi guida ulteriori processi di riconoscimento. È un ciclo, non una sequenza.

De Groot aveva già intuito questa struttura: il grande maestro non pensa "più mosse" del giocatore mediocre, pensa mosse *migliori*, generate da un processo di riconoscimento che filtra lo spazio di ricerca prima che il calcolo esplicito cominci. Come si può formalizzare questa struttura?

Sia P l'insieme di tutte le posizioni scacchistiche legali — un insieme finito ma di cardinalità astronomica. Per ogni posizione $p \in P$, il giocatore deve scegliere una mossa m da un insieme $M(p)$ di mosse legali. La **funzione di valutazione** $v: P \to R$ assegna a ogni posizione un valore che rappresenta il vantaggio del Bianco.

Un giocatore con forza di calcolo illimitata potrebbe, in linea di principio, calcolare $v(p)$ esattamente mediante una ricerca minimax completa sull'albero di gioco $T(p)$ radicato in p. Ma $T(p)$ è troppo grande per essere esplorato completamente: la complessità di una ricerca minimax esaustiva è $O\left(b^d\right)$ dove $b \approx 35$ è il branching factor medio negli scacchi e d è la profondità rilevante. Per $d = 40$ mosse, si ottiene $35^{40} \approx 10^{62}$ nodi — inaccessibile a qualunque sistema computazionale finito.

Il sistema cognitivo del grande maestro risolve questo problema mediante due strumenti complementari:

Un **filtro di generazione** $G: P \to 2^{M(p)}$ che, a partire da una posizione p, produce un insieme ristretto di mosse candidate $G(p) \subseteq M(p)$ — tipicamente $|G(p)| \in \{1, 5\}$ invece di $|M(p)| \approx 35$. Questo filtro opera

rapidamente e in modo non deliberato: è il processo di riconoscimento del pattern che genera le "mosse candidate" prima del calcolo esplicito.

Una **funzione di valutazione euristica** $\hat{v}: P \to R$ che produce una stima di $v(p)$ in tempo costante, attraverso il riconoscimento di strutture posizionali familiari, senza calcolo esplicito.

Il sistema cognitivo dell'esperto combina G e $\hat{v}$ in una ricerca limitata sull'albero ridotto $T_G(p)$, dove solo le mosse in $G(p)$ vengono esplorate, e la valutazione ai nodi terminali usa $\hat{v}$. La qualità della prestazione dell'esperto dipende crucialmente dalla qualità di G e $\hat{v}$ — non dalla profondità della ricerca su $T(p)$.

Il punto metacognitivo cruciale è questo: **i processi che implementano G e $\hat{v}$ non sono trasparenti al sistema metacognitivo del giocatore**. Il grande maestro non sa come genera le mosse candidate — lo fa e basta. Non sa come valuta una posizione — la valuta e basta. La metacognizione ha accesso agli *output* di questi processi, non ai processi stessi.

2.4.5 — Cosa sanno i grandi maestri del proprio pensiero: tre livelli di risposta

In risposta alla domanda "cosa sanno i grandi maestri del proprio processo di pensiero?", la letteratura permette di distinguere tre livelli di risposta, con contenuto crescente e affidabilità decrescente.

Primo livello: la conoscenza procedurale del dominio. I grandi maestri sanno *cosa* fare in varie classi di posizioni — quali aperture scegliere, quali strutture di pedoni favorire, quali finali puntare. Questa

conoscenza è verbalizzabile, trasmissibile, codificata nei libri di teoria. Non è però conoscenza del processo cognitivo: è conoscenza del dominio degli scacchi, non del dominio del pensiero scacchistico.

Secondo livello: la conoscenza metacognitiva delle proprie tendenze. I grandi maestri spesso sanno di avere stili di gioco caratteristici — "Sono un giocatore di attacco, scelgo le posizioni complesse"; "Sono forte nei finali di torre, devo cercare di arrivare lì"; "Ho difficoltà con le posizioni chiuse". Questa è genuina conoscenza metacognitiva, nel senso di Flavell: conoscenza sulle proprie caratteristiche cognitive come giocatori. Ma è conoscenza *categoriale*, non *processuale*: descrive il risultato dei propri processi cognitivi senza descrivere i processi stessi.

Terzo livello: la conoscenza del processo in tempo reale. Questo è il livello più interessante e più problematico. In che misura i grandi maestri, durante una partita, monitorano e controllano il proprio processo cognitivo? La risposta è: parzialmente e selettivamente. Monitorano l'uso del tempo (sanno quando stanno pensando troppo o troppo poco). Monitorano la profondità del calcolo (sanno quando la variante che stanno calcolando è troppo lunga per essere affidabile). Monitorano l'affidabilità della propria valutazione (sanno quando la posizione è "al di là delle loro capacità di valutazione"). Ma non monitorano il processo di generazione delle mosse candidate, né il processo di valutazione euristica — che rimangono opachi.

Questa opacità parziale ha conseguenze pratiche importanti. I grandi maestri commettono **errori di cecità** — mancano mosse che avrebbero dovuto essere generate dalla loro funzione G — senza sapere che le hanno mancate finché l'avversario non le esegue. Il meccanismo di monitoraggio

metacognitivo non ha accesso al processo che ha escluso certe mosse dallo spazio di ricerca; non può quindi segnalare che qualcosa è stato escluso.

2.4.6 — Il go e una metacognizione diversa

La struttura metacognitiva nel go ha caratteristiche proprie che la distinguono in modo interessante da quella scacchistica.

Nel go, la valutazione posizionale è ancora più difficile da verbalizzare che negli scacchi. Un giocatore di go esperto può spesso indicare che una posizione è "cattiva per il Bianco" senza essere in grado di specificare *perché* — senza poter indicare quale gruppo è debole, quale territorio è insufficiente, quale sequenza dimostrerà il vantaggio del Nero. La posizione viene valutata globalmente, attraverso qualcosa che i giocatori giapponesi descrivono come *kan* (感) — senso, percezione intuitiva — che non è riducibile a criteri espliciti.

Questo fenomeno è tematizzato nella letteratura tecnica del go in modo più sistematico che negli scacchi. Il maestro cinese Wu Qingyuan (Go Seigen), considerato da molti il più grande giocatore del XX secolo, descriveva la propria esperienza del gioco in termini quasi mistici: la posizione doveva essere "armoniosa", le pietre dovevano "respirare", le configurazioni dovevano avere "vita". Questa fenomenologia non è un ornamento letterario — è il modo in cui un processo cognitivo non verbalizzabile viene descritto da chi lo esperisce.

La differenza rispetto agli scacchi è probabilmente strutturale: nel go, la valutazione euristica $\hat{v}$ è ancora meno articolabile in termini proposizionali espliciti che negli scacchi, perché la struttura del go è meno gerarchizzata, meno localizzata, meno decomponibile in sottoposizioni

con valori indipendenti. Un esperto di scacchi può, spesso, articolare la propria valutazione in componenti — "sono un alfiere per due pedoni, ma la mia struttura di pedoni è superiore, e il Re avversario è più esposto" — anche se questa articolazione è una razionalizzazione post-hoc del processo intuitivo. Un esperto di go raramente può fare altrettanto: la posizione va giudicata nella sua totalità, e questa totalità non si presta a decomposizione.

Il fatto che il go abbia prodotto, nelle sue tradizioni culturali asiatiche, una riflessione esplicita su questa inarticulabilità — e che questa riflessione abbia assunto forme filosofiche e spirituali piuttosto che psicologiche — non è casuale. È la risposta culturalmente appropriata a una caratteristica strutturale del gioco.

2.4.7 — Implicazioni per la comprensione della mente: il silenzio come dato

Il tema di questo capitolo converge su una tesi che ha conseguenze sia psicologiche che filosofiche: **il gap tra prestazione e verbalizzazione nei grandi maestri di scacchi e di go non è un difetto della loro capacità di introspezione — è un dato sulla struttura della conoscenza esperta**.

Quando un grande maestro di go dice "questa sequenza mi sembra sbagliata" e non sa spiegare perché, non sta mancando di articolare qualcosa che potrebbe articolare se ci pensasse di più. Sta correttamente descrivendo la struttura del suo sistema cognitivo: il processo che produce la valutazione è inaccessibile alla verbalizzazione non perché sia nascosto, ma perché opera in un formato computazionale — probabilmente distribuito, sub-simbolico, pattern-based — che non ha una traduzione naturale in linguaggio proposizionale.

Questo ha implicazioni importanti per la valutazione della conoscenza esperta in generale. La conoscenza tacita di un grande maestro di scacchi — la sua capacità di valutare posizioni con precisione superiore a qualunque principiante — è reale, efficace, e in qualche senso *maggiore* della sua conoscenza verbalizzabile. Ma non è trasmissibile direttamente: può essere approssimata solo attraverso anni di esperienza strutturata, che permettono al sistema cognitivo di chi impara di costruire gradualmente le proprie strutture di riconoscimento implicite.

Polanyi aveva visto tutto questo, con intuizione straordinaria, negli anni Cinquanta e Sessanta. Il progresso della psicologia cognitiva negli ultimi sessant'anni ha fornito i meccanismi tecnici che specificano la sua intuizione generale: chunking, automatizzazione, template, incapsulamento informazionale. Ma la conclusione è la stessa: "sappiamo più di quanto possiamo dire", e nei grandi maestri di scacchi e di go questa asimmetria è così pronunciata da costituire quasi una caratteristica della specie — o almeno, una caratteristica dell'expertise umana sviluppata al limite.

L'arrivo di AlphaZero ha aggiunto un capitolo finale a questa storia, e forse il più inquietante. AlphaZero non sa nulla di ciò che sa. Non ha metacognizione: non monitora il proprio processo, non valuta la propria affidabilità, non sa quando sta calcolando troppo in profondità o troppo in superficie. Eppure valuta le posizioni meglio di qualunque grande maestro. Il che pone una domanda che la psicologia cognitiva da sola non può rispondere: la metacognizione — il sapere che si sa — è una caratteristica necessaria dell'intelligenza, o è un prodotto secondario dell'architettura biologica della mente umana, senza valore adattivo autonomo nel dominio dei giochi?

Capitolo 2.5 — Il Go e le teorie cognitive orientali: gioco, cultura e struttura del pensiero

2.5.1 — Una domanda imbarazzante

C'è una domanda che la psicologia cognitiva occidentale ha a lungo evitato, perché si trova al confine pericoloso tra ricerca scientifica e speculazione culturale: **il gioco che si pratica cambia il modo in cui si pensa**? Non solo nel senso specifico — ovviamente un giocatore di scacchi pensa agli scacchi meglio di chi non li ha mai studiati — ma in un senso più profondo e più controverso: l'immersione prolungata in una struttura ludica con caratteristiche cognitive particolari può modellare i processi di pensiero generali, trasferire strutture di ragionamento al di là del dominio specifico del gioco, o addirittura riflettere e rinforzare strutture cognitive legate alla cultura in cui quel gioco si è sviluppato?

La domanda è imbarazzante per diverse ragioni. Prima di tutto, è difficilmente falsificabile nella sua forma generale: come si distingue tra "il go plasma il pensiero" e "le culture che hanno prodotto il go tendevano già a ragionare in certi modi, il che ha plasmato il go"? La causalità è difficile da stabilire. Seconda difficoltà: la domanda rischia di scivolare in affermazioni stereotipanti sulle "mentalità orientali" e "occidentali" — un territorio in cui la ricerca empirica seria è rara e la speculazione pseudo-scientifica abbonda. Terza difficoltà: le differenze cognitive tra culture, anche quando reali, sono di piccola entità rispetto alla variazione individuale, il che rende difficile attribuirle a singoli fattori causali come un gioco da tavola.

Eppure la domanda non può essere ignorata, per una ragione semplice: **il go è il gioco da tavola con la più lunga storia di sviluppo contiguo in una singola area culturale**. Nato in Cina circa tremila anni fa, sviluppatosi in Giappone e Corea in tradizioni ricchissime e tecnicamente sofisticate, il go ha prodotto un corpus di pensiero teorico — sul gioco, sulla mente, sulla bellezza, sulla strategia — che non ha equivalenti nella storia degli scacchi europei. Ignorare questo corpus sarebbe metodologicamente sconsiderato.

2.5.2 — La struttura del go come problema cognitivo: riepilogo

Prima di affrontare le teorie cognitive orientali, è utile ricapitolare le caratteristiche strutturali del go che lo distinguono dagli scacchi dal punto di vista cognitivo, perché è su queste caratteristiche che le riflessioni teoriche orientali si innestano.

Il go si gioca su una griglia 19×19 (o 13×13 o 9×9 nelle varianti ridotte), con pietre nere e bianche che vengono depositate alternativamente sulle intersezioni. Una pietra o un gruppo di pietre viene catturato quando perde tutte le sue **libertà** (*dame* in giapponese) — cioè quando tutte le intersezioni adiacenti sono occupate dall'avversario. L'obiettivo è circondare territorio — intersezioni vuote delimitate in modo esclusivo dalle proprie pietre — e il giocatore che al termine della partita controlla più territorio (aggiustato per le catture) vince.

Le proprietà strutturali rilevanti per l'analisi cognitiva sono le seguenti.

Non-località della valutazione posizionale. Negli scacchi, la valutazione di una posizione può essere decomponibile —

approssimativamente — in valutazioni locali che si sommano: il valore materiale relativo, le strutture di pedoni, le posizioni dei re. Nel go, questa decomposizione è impossibile in linea di principio: una pietra non ha valore di per sé, ma solo in relazione a tutte le altre pietre sulla tavola. Il valore locale di una configurazione dipende dal contesto globale in modo non-lineare. Formalmente, la funzione di valutazione euristica $\hat{v}$ del go non può essere scritta come $\hat{v}(p) = \sum_i f_i(p_i)$ per nessuna decomposizione $p = (p_1, ..., p_n)$ in sottoposizioni indipendenti — almeno non senza perdita significativa di informazione.

Il paradosso della semplicità delle regole e della complessità della strategia. Le regole del go sono tra le più semplici di qualunque gioco da tavola complesso: si occupa un'intersezione, si cattura chi perde libertà, si vince chi circonda più territorio. Eppure la profondità strategica che ne emerge è tale che il go è rimasto insoluto per i sistemi di IA per decenni dopo che gli scacchi erano stati "risolti". Il branching factor $b \approx 250$ (contro $b \approx 35$ degli scacchi) è parte della spiegazione, ma non la più profonda: è la struttura non-locale della valutazione che rende il go cognitivamente diverso.

La continuità dello spazio di gioco. Nel go non ci sono pezzi con valori fissi e mobilità discrete. C'è solo il territorio — una grandezza continua, fluida, che si espande e si contrae con ogni mossa. Questa continuità della grandezza fondamentale del gioco produce una fenomenologia strategica diversa: non si "guadagna" un pezzo come negli scacchi, con un incremento discreto e misurabile del proprio vantaggio; si espande o si contrae in un paesaggio posizionale le cui frontiere sono sempre contestabili.

2.5.3 — La tradizione teorica giapponese: *ki*, *sente*, *aji*

La tradizione teorica giapponese del go — sviluppatasi nel periodo Edo (1603–1868) nelle quattro grandi scuole (*ie*) di go e poi nella tradizione professionale moderna — ha prodotto un vocabolario tecnico straordinariamente ricco che è, al tempo stesso, un vocabolario estetico e cognitivo.

Tre termini meritano un'analisi approfondita: *sente*, *aji*, e il concetto correlato di *ki*.

Sente (先手) significa letteralmente "mano che precede" — è l'equivalente go dell'iniziativa negli scacchi, ma con una sfumatura importante. Una mossa *sente* è una mossa che richiede risposta: l'avversario è obbligato a rispondere, il che significa che il giocatore che ha eseguito la mossa *sente* può poi giocare altrove. L'opposto è *gote* (後手, "mano che segue"): una mossa che non richiede risposta immediata, che lascia all'avversario la libertà di ignorarla e giocare altrove.

La gestione del *sente* e del *gote* è fondamentale nella strategia del go a un livello che non ha equivalente preciso negli scacchi. Un giocatore che gioca costantemente in *gote* sta lasciando all'avversario l'iniziativa — sta rispondendo invece di dirigere. Un giocatore che gioca costantemente in *sente* sta guidando il flusso della partita, ma rischia di esaurire le minacce disponibili. La capacità di valutare quando vale la pena giocare in *gote* — accettare di cedere l'iniziativa in cambio di un guadagno posizionale — è una delle competenze più difficili del go, e una di quelle più resistenti alla verbalizzazione.

Aji (味) significa letteralmente "sapore". In senso tecnico, designa il potenziale latente di una posizione — le possibilità che una configurazione

di pietre *contiene* ma non ha ancora realizzato. Un gruppo apparentemente morto può avere *aji*: la possibilità di rianimarsi in certe circostanze. Un gruppo apparentemente forte può avere *aji* negativo: debolezze latenti che l'avversario potrà sfruttare in futuro.

Il concetto di *aji* è uno dei più difficili del go, e uno dei più interessanti dal punto di vista cognitivo. Richiede al giocatore di tenere in mente simultaneamente le possibilità *non ancora realizzate* di una posizione — di ragionare in termini di potenziale che potrebbe manifestarsi in condizioni future non ancora determinate. Questo tipo di ragionamento — su possibilità controfattuali condizionate — è cognitivamente molto diverso dal calcolo esplicito di varianti. È più simile a ciò che Kahneman chiamerebbe un pensiero intuitivo di ordine superiore: la valutazione olistica di un paesaggio di possibilità senza riduzione a sequenze esplicite.

Ki (気) — lo stesso carattere del *qi* cinese e del *chi* nei contesti taoisti e buddisti — designa, nel contesto del go, qualcosa di difficile da tradurre: l'energia, il respiro, la vitalità di una configurazione. Un gruppo di pietre "ha ki" se è vivace, se ha possibilità di crescita, se partecipa attivamente alla vita della partita. Un gruppo "senza ki" è inerte, marginale, già moralmente escluso dalla partita anche se tecnicamente vivo.

Questo termine rivela il momento in cui il vocabolario tecnico del go entra in contatto con la tradizione filosofica più ampia in cui il gioco si è sviluppato. *Ki* non è un termine tecnico nel senso stretto — non può essere definito attraverso le regole del gioco — ma è un termine tecnico nel senso che i professionisti lo usano con significato condiviso e preciso, anche se quel significato è accessibile solo attraverso l'esperienza del gioco ad alto livello.

2.5.4 — Il pensiero olistico e la tradizione confuciana e taoista

La ricerca cross-culturale in psicologia cognitiva — sviluppatasi soprattutto a partire dagli anni Novanta con il lavoro di Richard Nisbett e colleghi — ha documentato differenze sistematiche nei processi di pensiero tra individui con background culturale dell'Asia orientale e individui con background culturale dell'Europa occidentale e del Nord America. Nisbett et al. (2001) e il volume *The Geography of Thought* (2003) riassumono questa ricerca in termini di una distinzione tra **pensiero analitico** e **pensiero olistico**:

Il pensiero **analitico** (associato, con le necessarie cautele, alle tradizioni cognitive greco-romane e poi europee) tende a focalizzarsi su oggetti discreti, a classificare questi oggetti in categorie con confini netti, a ragionare attraverso regole formali applicabili indipendentemente dal contesto.

Il pensiero **olistico** (associato, con analoghe cautele, alle tradizioni cognitive cinesi, giapponesi e coreane) tende a focalizzarsi sulle relazioni tra oggetti piuttosto che sugli oggetti stessi, a ragionare in termini di trasformazioni e flussi piuttosto che di stati stabili, e ad accordare grande importanza al contesto nella valutazione di qualunque elemento.

Nisbett documenta queste differenze attraverso una serie impressionante di esperimenti: differenze nell'attenzione selettiva (i soggetti dell'Asia orientale focalizzano l'attenzione sullo sfondo e sulle relazioni, i soggetti occidentali sull'oggetto focale), nell'organizzazione categoriale (i soggetti dell'Asia orientale preferiscono raggruppare per relazione funzionale, i soggetti occidentali per categoria tassonomica), nel ragionamento su conflitti apparenti (i soggetti dell'Asia orientale tendono

a cercare una via di mezzo dialettica, i soggetti occidentali a stabilire quale delle posizioni è corretta).

La domanda critica è: in che misura queste differenze cognitive — reali, anche se di entità moderata e con enorme sovrapposizione tra distribuzioni individuali — sono *causate* dalla pratica di giochi diversi, e in che misura sono semplicemente *coerenti* con il diverso profilo cognitivo che la tradizione filosofica e culturale ha generato indipendentemente?

La risposta onesta è: non lo sappiamo. Ma la coerenza strutturale tra le caratteristiche cognitive del go e il profilo cognitivo olistico è notevole e non è probabilmente casuale.

Il go premia la valutazione globale della posizione sopra la valutazione locale. Il go premia l'attenzione alle relazioni tra configurazioni sopra l'attenzione alle configurazioni stesse. Il go premia il ragionamento sul potenziale latente (*aji*) sopra il ragionamento sullo stato attuale. Il go premia la capacità di mantenere molteplici aree di gioco simultaneamente in mente, con una transizione fluida dell'attenzione tra aree diverse, sopra la capacità di analisi profonda e sequenziale in un'unica linea di gioco.

Queste sono esattamente le caratteristiche che la ricerca cross-culturale associa al profilo cognitivo olistico. Sia il go che il pensiero olistico sono stati sviluppati, per secoli, all'interno delle stesse tradizioni culturali — confuciana, taoista, buddhista-zen — che valorizzavano l'armonia sopra la vittoria, il processo sopra il risultato, l'integrazione sopra la separazione. Non è sorprendente che si siano co-evoluti.

2.5.5 — La tradizione coreana del *baduk* e la competizione moderna

La Corea del Sud — dove il go è chiamato *baduk* (바둑) — è diventata nel XX secolo la nazione dominante nel go mondiale professionistico, producendo una serie di campioni del mondo di una potenza tecnica e creativa senza precedenti: Lee Chang-ho, Lee Sedol, Park Junghwan, Shin Jinseo. La supremazia coreana nel *baduk* professionistico è iniziata negli anni Ottanta e si è consolidata negli anni Novanta con il fenomeno Lee Chang-ho — denominato 신산 (Shinsan, "il dio della pietra") — che ha dominato il circuito internazionale per quasi vent'anni con uno stile completamente diverso dalla tradizione giapponese.

Lo stile coreano del *baduk* moderno è interessante dal punto di vista cognitivo perché sembra rappresentare una sintesi tra l'approccio olistico tradizionale e un'attenzione al calcolo preciso che ha caratteristiche più "analitiche" nel senso di Nisbett. I giocatori coreani della generazione di Lee Sedol sono famosi per la loro capacità di calcolare varianti a lunghissimo termine — sequenze di 20-30 mosse calcolate in profondità — combinate con una valutazione posizionale intuitiva di grande raffinatezza.

Questa sintesi suggerisce che la dicotomia analitico/olistico è troppo netta per descrivere l'expertise nel go a livello assoluto: i migliori giocatori del mondo, indipendentemente dalla nazionalità, sembrano combinare i due stili in modi che dipendono dalla posizione specifica, non dall'identità culturale. La cultura plasma le tendenze di default; l'expertise le sovrascrive.

2.5.6 — AlphaZero come specchio: cosa riflette il go nell'IA?

L'arrivo di AlphaZero e del successivo AlphaGo ha prodotto un paradosso affascinante nel contesto della discussione sulle teorie cognitive orientali del go.

AlphaZero ha imparato a giocare a go — e a scacchi e a shogi — senza nessuna conoscenza pregressa del dominio, senza nessuna tradizione culturale, senza nessuna esposizione alle teorie estetiche giapponesi o coreane del gioco. Ha imparato solo attraverso il self-play, con un sistema di reinforcement learning che massimizza la probabilità di vittoria. Eppure, le sue partite sono state descritte dai professionisti come "completamente diverse" nello stile a seconda del gioco praticato — più "olistiche" nel go, più "tattiche" negli scacchi.

Questo risultato — se confermato dall'analisi sistematica dei patterns di gioco di AlphaZero nelle diverse discipline — suggerirebbe che lo stile di gioco olistico nel go non è un'importazione culturale dalla filosofia taoista, ma una risposta *ottimale* alla struttura matematica del gioco. La non-località della valutazione posizionale nel go seleziona cognitivamente — sia nelle menti umane che nei sistemi di IA — verso approcci che considerano la posizione globalmente. La cultura non ha creato il pensiero olistico nel go; lo ha *interpretato*, valorizzato, e incoraggiato — ma la struttura del gioco lo avrebbe selezionato comunque.

Questo è un risultato di estrema importanza teorica: **le strutture formali dei giochi possono avere conseguenze cognitive non arbitrarie**. Un gioco con certi caratteri matematici seleziona certe strategie cognitive, indipendentemente dalla cultura in cui viene praticato. La cultura può amplificare, interpretare, e tematizzare queste caratteristiche cognitive — come ha fatto la tradizione giapponese con *aji*, *sente*, e *ki* — ma non le crea dal nulla.

2.5.7 — L'ipotesi razzializzante e la sua critica

È necessario affrontare esplicitamente il rischio metodologico che grava su tutta questa discussione: **l'ipotesi razzializzante**. L'idea che esistano "mentalità orientali" strutturalmente diverse da "mentalità occidentali" — che alcune culture abbiano una capacità innata di pensiero olistico e altre di pensiero analitico — ha una storia infame, e la ricerca cross-culturale di Nisbett è stata criticata, talvolta aspramente, per aver fornito nuova credibilità scientifica a distinzioni che possono facilmente essere trasformate in stereotipi etnici.

La critica è in parte giustificata, e va presa sul serio. Nisbett stesso è attento a precisare che le differenze che documenta sono differenze statistiche tra distribuzioni che si sovrappongono enormemente, che variano con l'educazione e l'esposizione ad ambienti culturali diversi, e che non implicano nessuna differenza di capacità cognitiva generale tra i gruppi. Il punto non è che i cinesi "non sanno" ragionare analiticamente o che i tedeschi "non sanno" pensare olisticamente — è che le tendenze di default, in assenza di contesti che richiedono strategie specifiche, mostrano differenze riproducibili cross-culturalmente.

Ma anche questa versione moderata dell'ipotesi rischia di naturalizzare differenze che sono storicamente contingenti. Le tradizioni filosofiche dell'Asia orientale che valorizzano il pensiero olistico sono il prodotto di scelte intellettuali umane nel corso di millenni — non di proprietà biologiche fisse. E le tradizioni del pensiero analitico occidentale sono ugualmente storicamente contingenti: la geometria euclidea, la logica aristotelica, la scolastica medievale sono storicamente localizzate, non caratteristiche universali della mente occidentale.

La posizione più difendibile, alla luce di tutti i dati disponibili, è questa: le differenze cognitive cross-culturali documentate da Nisbett e altri sono reali, ma sono pienamente spiegabili in termini di differenze nell'esposizione a pratiche culturali — inclusi i giochi — e nell'educazione, senza bisogno di ipotizzare differenze biologiche o cognitive innate. Il go ha probabilmente *contribuito* a rinforzare tendenze di pensiero olistico nelle culture che lo praticavano, così come la matematica euclidea ha contribuito a rinforzare tendenze di pensiero analitico in Europa. Nessuna delle due causalità è necessaria o biologicamente determinata.

2.5.8 — Sintesi: giochi, culture, menti

Al termine di questo capitolo, possiamo formulare una conclusione equilibrata sulla relazione tra il go, le teorie cognitive orientali, e la struttura della mente umana.

Il go è il prodotto di una tradizione culturale specifica, e porta nel suo vocabolario tecnico — *sente*, *aji*, *ki*, *joseki*, *fuseki* — le tracce di quella tradizione. Ma le strutture cognitive che il go richiede e sviluppa non sono arbitrarie rispetto alla struttura formale del gioco: emergono dalla matematica non-locale della valutazione posizionale nel go, e questa matematica avrebbe selezionato le stesse strutture cognitive in qualunque cultura avesse praticato questo gioco con la stessa intensità.

AlphaZero ha dimostrato, involontariamente, che queste strutture cognitive non sono prerogativa delle menti umane culturalmente formate: possono emergere dall'ottimizzazione di un sistema artificiale privo di qualunque tradizione culturale, semplicemente in risposta alla struttura del gioco. Questo non svuota il vocabolario tecnico delle tradizioni asiatiche del go del suo significato — al contrario, lo *conferma* come

articolazione accurata di strutture cognitive realmente richieste dal gioco. Il maestro giapponese che descriveva il *aji* come il "sapore" di una posizione stava descrivendo qualcosa di reale, anche se in un linguaggio metaforico; AlphaZero lo valuta, anche se non sa di farlo.

La domanda che rimane aperta — e che sarà il tema del Blocco V — è se c'è qualcosa che la tradizione cognitiva e culturale del go produce che AlphaZero non produce: non nella prestazione, ma nel significato. Se il go è "un'arte, una pratica meditativa, uno specchio del carattere" — come la tradizione giapponese afferma — questa dimensione è accessibile a un sistema che gioca solo per vincere, senza mai esperire il silenzio intorno alla tavola, il peso delle pietre, la caduta nel tempo della partita?

2.5.4b — Il grounding empirico: Nisbett et al. e la psicologia sperimentale cross-culturale

La tesi della sezione 2.5.4 — che il profilo cognitivo olistico associato alle culture dell'Asia orientale sia strutturalmente coerente con le caratteristiche del go — rischia di rimanere una suggestiva ipotesi speculativa senza il confronto esplicito con la letteratura empirica sulla cognizione cross-culturale. Questo paragrafo colma quella lacuna.

Richard Nisbett, Kaiping Peng, Incheol Choi e Ara Norenzayan hanno condotto, a partire dalla fine degli anni Novanta, la serie di studi più sistematica disponibile sulle differenze cognitive tra individui con background culturale dell'Asia orientale e individui con background dell'Europa occidentale e del Nord America. I risultati principali sono riassunti in *The Geography of Thought: How Asians and Westerners Think Differently — and Why* (2003) e nella rassegna di Nisbett et al. (2001) su *Psychological Review*.

L'attenzione allocata al contesto. Masuda e Nisbett (2001) hanno mostrato che soggetti giapponesi, presentati con brevi filmati di scene subacquee, ricordano significativamente più elementi dello sfondo (colore dell'acqua, piante, rocce) rispetto a soggetti americani, che invece ricordano con maggiore accuratezza gli oggetti in primo piano (i pesci). Questo risultato indica una differenza nell'allocazione dell'attenzione: i soggetti dell'Asia orientale distribuiscono l'attenzione più uniformemente tra figura e sfondo, mentre i soggetti occidentali focalizzano preferenzialmente l'oggetto focale.

La coerenza con la struttura cognitiva del go è diretta. Come descritto nel paragrafo 2.5.2, il go richiede una valutazione globale della posizione in cui la relazione tra figure (gruppi di pietre) e sfondo (spazio vuoto, territorio potenziale) è fondamentale. Un sistema percettivo che distribuisce l'attenzione tra figura e sfondo è strutturalmente più adatto al go di un sistema che focalizza l'oggetto. Non si afferma una causalità — la pratica del go non produce la distribuzione attentiva documenta da Masuda e Nisbett; entrambe potrebbero essere effetti di fattori culturali comuni. Ma la *coerenza funzionale* è reale.

Il ragionamento sui sistemi vs. il ragionamento sugli oggetti. Choi e Nisbett (2000) hanno documentato che soggetti coreani, di fronte a variazioni nel comportamento di un individuo, tendono ad attribuirle a fattori situazionali (il contesto ha cambiato il comportamento) più di quanto facciano soggetti americani, che tendono invece ad attribuirle a tratti disposizionali dell'individuo. Questo riflette una tendenza generale al ragionamento sistemico (le proprietà emergono dalle relazioni nel sistema) contro il ragionamento oggettuale (le proprietà ineriscono agli oggetti).

Nel go, questa differenza si manifesta nella valutazione delle pietre: una pietra non ha valore intrinseco, ma solo relazionale. La stessa pietra può essere cruciale o irrilevante a seconda del contesto posizionale globale. Il ragionamento sistemico — la capacità di valutare le proprietà di un elemento in funzione del sistema di relazioni in cui è inserito — è una competenza fondamentale del go che un'attenzione prevalente alle proprietà intrinseche degli oggetti ostacolerà sistematicamente.

La tolleranza alla contraddizione e il ragionamento dialettico. Peng e Nisbett (1999) hanno documentato che soggetti cinesi, di fronte a argomenti apparentemente contraddittori, tendono a cercare compromessi e posizioni intermedie (ragionamento dialettico) più spesso di soggetti americani, che tendono a stabilire quale argomentazione sia più forte e respingere l'altra (ragionamento formale).

Nel go, questa distinzione si manifesta nel modo in cui i giocatori valutano i compromessi posizionali. Una sequenza di scambio nel go produce tipicamente guadagni in un'area e perdite in un'altra: territorio qui, influenza là; sente ora, gote dopo. La valutazione di tali compromessi non ha una risposta binaria — non c'è un corretto e un errato assoluto, ma una valutazione contestuale di quale fattore sia più importante *in questa partita*, *a questo punto*, *contro questo avversario*. La capacità di tenere in mente simultaneamente valori in tensione — senza la necessità di risolverli in una gerarchia assoluta — è una caratteristica del ragionamento dialettico che il go seleziona e premia.

Le cautele metodologiche necessarie. Nisbett e colleghi sono stati espliciti sulle limitazioni dei loro risultati. Le differenze documentate sono differenze di tendenza centrale: le distribuzioni si sovrappongono ampiamente, e la variazione individuale eccede la variazione

cross-culturale. Non si afferma che "gli asiatici pensano in modo olistico" nel senso di un'essenza cognitiva culturale — si afferma che esistono differenze sistematiche nelle tendenze cognitive medie che riflettono influenze culturali storicamente sedimentate.

Nel contesto di questa monografia, la lezione metodologica è analoga: l'affermazione non è che il go *crea* pensiero olistico nei suoi praticanti, né che solo i soggetti con background cognitivo olistico possano diventare forti giocatori di go. L'affermazione è più modesta: le strutture formali del go selezionano verso strategie cognitive che presentano caratteristiche olistiche, e queste caratteristiche sono coerenti — funzionalmente e storicamente — con il profilo cognitivo documentato da Nisbett nelle culture che hanno sviluppato il gioco.

Capitolo 2.6 — La "zona": stati di flusso, esperienza soggettiva e la fenomenologia del gioco

2.6.1 — Una testimonianza e un problema

Bobby Fischer, in un'intervista del 1962, descrisse il momento in cui il gioco di scacchi funziona nel modo migliore: "A volte, quando sto giocando bene, sento come se tutto fosse già lì — la mossa giusta è già lì, non devo trovarla, devo solo vederla." Mikhail Tal — il campione del mondo lettone famoso per i sacrifici di materiale calcolati in profondità abissale — descriveva le sue partite migliori come esperienze nelle quali "il tempo si ferma, l'avversario scompare, resta solo la posizione". Lee Sedol, dopo la sua sconfitta contro AlphaGo nel 2016, dichiarò che la

partita 4 — l'unica che vinse — era stata giocata in uno stato che lui stesso non sapeva descrivere: "Qualcosa si è aperto."

Queste testimonianze — per quanto eterogenee nei dettagli — convergono su un fenomeno che il ricercatore ungherese-americano Mihály Csíkszentmihályi ha studiato sistematicamente per trent'anni e ha chiamato **esperienza ottimale**, o più popolarmente **flusso** (*flow*): uno stato di coscienza caratterizzato da concentrazione totale, assenza di autoconsapevolezza, distorsione del senso del tempo, e fusione tra azione e consapevolezza dell'azione. Csíkszentmihályi lo documentò inizialmente proprio in scacchisti e giocatori di rock climbing, prima di estendere la ricerca a chirurghi, compositore, agricoltori, e centinaia di altre categorie.

Il flusso nei giochi astratti è un fenomeno reale, riproducibile, e sufficientemente caratteristico da permettere una ricerca empirica fondata. Ma pone anche una serie di domande che vanno ben oltre la psicologia dello sport e dell'expertise: domande sulla struttura dell'esperienza soggettiva, sul rapporto tra coscienza e prestazione, e — inevitabilmente, nel contesto di questa monografia — sull'impossibilità di replicare questo aspetto dell'expertise umana in un sistema artificiale.

2.6.2 — La teoria del flusso: struttura e condizioni

Csíkszentmihályi sviluppò la sua teoria in una serie di lavori che culminarono in *Flow: The Psychology of Optimal Experience* (1990). Il punto di partenza teorico è una critica implicita alla psicologia edonistica: la felicità non si produce massimizzando il piacere e minimizzando il dolore, ma impegnandosi in attività che producono esperienze ottimali — stati di piena attivazione cognitiva che sono intrinsecamente gratificanti, indipendentemente da ricompense esterne.

Le **condizioni strutturali** del flusso che Csíkszentmihályi identifica sono le seguenti.

Equilibrio tra sfida e competenza. Il flusso si produce quando la difficoltà del compito è calibrata con precisione sulla competenza del soggetto: abbastanza sfidante da richiedere piena concentrazione, non abbastanza da produrre ansia o senso di sopraffazione. Csíkszentmihályi rappresenta questo equilibrio graficamente come un canale tra due regioni patologiche: l'ansia (sfida troppo alta rispetto alla competenza) e la noia (sfida troppo bassa). Formalmente, se c è la competenza del soggetto e s è la sfida del compito, il flusso si produce quando $s \approx c + \delta$ per qualche $\delta > 0$ piccolo — quando la sfida supera di poco la competenza attuale, abbastanza da impegnare pienamente le risorse disponibili senza sopraffar le.

Questa condizione ha una conseguenza immediata e non banale: **il flusso non si produce tra due giocatori di livello molto diverso**. Una partita tra un grande maestro e un principiante produce noia nel grande maestro e ansia nel principiante. Il flusso richiede eguaglianza approssimativa — il che spiega perché i tornei agonistici, i sistemi di rating, e le competizioni per categoria sono, tra le altre cose, *generatori strutturali di condizioni per l'esperienza ottimale*.

Obiettivi chiari e feedback immediato. Il flusso richiede che il soggetto sappia, in ogni momento, cosa sta cercando di fare e se ci sta riuscendo. Nei giochi astratti questa condizione è soddisfatta in modo quasi ideale: le regole definiscono in modo non ambiguo l'obiettivo (vincere) e forniscono feedback continuo sulla situazione posizionale attraverso le mosse dell'avversario.

Fusione tra azione e consapevolezza. Nel flusso, la distinzione tra "io che agisco" e "l'azione che compio" scompare: il giocatore non si osserva dall'esterno mentre gioca, ma è pienamente immerso nel gioco. Questa perdita di autoconsapevolezza è una delle caratteristiche più costantemente riportate nei resoconti soggettivi del flusso — e una delle più filosoficamente interessanti.

Distorsione del senso del tempo. Nel flusso, il tempo soggettivo è sistematicamente diverso dal tempo oggettivo: le ore passano come minuti, o — meno comunemente — i minuti sembrano estendersi all'infinito. I giocatori di scacchi in condizioni di flusso riferiscono spesso di "perdere il senso del tempo" in modo così completo da doversi deliberatamente ricordare di controllare l'orologio.

Esperienza autotelike. Il flusso è intrinsecamente gratificante — il soggetto si impegna nell'attività per l'attività stessa, non per le ricompense esterne. Csíkszentmihályi conia il termine *autotelie* (dal greco *αὐτός*, "se stesso", e *τέλος*, "fine") per designare questa proprietà: l'attività è il proprio fine.

2.6.3 — Il flusso negli scacchi: evidenza empirica e fenomenologia

La ricerca empirica sul flusso negli scacchi è relativamente scarsa rispetto alla sua importanza teorica, ma alcuni risultati fondamentali sono consolidati.

Csíkszentmihályi e il suo collaboratore Larson (1984) utilizzarono il **metodo dell'esperienza campionata** (*experience sampling method*, ESM): i soggetti venivano raggiunti da segnali casuali durante le loro attività quotidiane, ai quali rispondevano compilando questionari brevi sulla loro

esperienza corrente. I giocatori di scacchi riportavano stati di alta concentrazione e alta sfida durante il gioco con frequenza molto superiore alla media delle loro altre attività — e questi stati erano associati a valutazioni di esperienza positiva nonostante l'intensità cognitiva.

Jackson e Csíkszentmihályi (1999), esaminando le descrizioni di atleti e giocatori di scacchi in stati di prestazione ottimale, identificarono **nove dimensioni** del flusso che coincidono con le condizioni teoriche sopra descritte, ma aggiungono una componente importante: il **senso di controllo**. I soggetti in flusso non descrivono solo un'esperienza di concentrazione e fusione con l'attività — descrivono un senso paradossale di controllo totale sulla situazione, anche quando la situazione è oggettivamente incerta. Il grande maestro in flusso durante una partita tesa non sente di essere in balìa della complessità posizionale: sente di *governarla*, anche se questo senso di controllo non è necessariamente giustificato dal risultato.

Questo senso di controllo ha una spiegazione cognitiva plausibile: nel flusso, il sistema cognitivo dell'esperto sta operando ai margini della propria capacità, con le risorse pienamente allocate al compito; il monitoraggio metacognitivo — che nei momenti di ansia produce l'esperienza dolorosa di non sapere cosa fare — è temporaneamente inibito o bypassato. L'inibizione del monitoraggio metacognitivo riduce l'autoconsapevolezza (caratteristica del flusso) e contestualmente riduce il segnale di incertezza che normalmente produce ansia. Il risultato fenomenologico è il senso di controllo.

Questa interpretazione suggerisce un legame profondo tra il flusso e i processi metacognitivi discussi nel capitolo precedente: il flusso potrebbe essere, in parte, lo stato in cui il sistema cognitivo dell'esperto opera con

minima interferenza metacognitiva — con i processi automatici di riconoscimento e valutazione che girano senza il rallentamento prodotto dal monitoraggio cosciente.

2.6.4 — Il go e la tradizione zen: flusso come pratica

Nel contesto del go giapponese, il flusso non è semplicemente un fenomeno psicologico documentato empiricamente: è un ideale esplicitamente tematizzato nella tradizione estetica e spirituale del gioco.

La connessione tra il go e il Buddismo Zen è antica e profonda. Il go è stato praticato nei monasteri zen giapponesi per secoli, non come semplice intrattenimento ma come strumento di pratica spirituale — una forma di *michi* (道, "via"), analoga alla via del tiro con l'arco (*kyūdō*), della cerimonia del tè (*sadō*), o della scrittura (*shodō*). Ogni *michi* è una disciplina che, praticata con la giusta intenzione e la giusta struttura, conduce a stati di coscienza che le tradizioni zen associano all'illuminazione — o almeno alla sua periferia.

Il concetto zen che più si avvicina al flusso di Csíkszentmihályi è quello di *mushin* (無心, letteralmente "mente senza mente"): uno stato di vuoto mentale attivo in cui l'azione emerge senza deliberazione cosciente, senza sé che agisce, senza distanza tra intenzione e gesto. Il maestro di arco zen Eugen Herrigel, nel famoso *Zen in the Art of Archery* (1948), descrive anni di addestramento il cui scopo dichiarato era imparare a lasciare che la freccia si scocchi da sola — a raggiungere uno stato in cui l'azione avviene senza deliberazione del soggetto.

Nel contesto del go, *mushin* designa la capacità del giocatore esperto di rispondere alla posizione direttamente, senza interposizione del

pensiero deliberato — una mossa che emerge dalla posizione come una risposta naturale, non come il risultato di un calcolo. I grandi maestri giapponesi descrivevano questo stato come l'obiettivo ultimo dell'addestramento: non la capacità di calcolare più in profondità, ma la capacità di agire con meno pensiero.

La risonanza con le descrizioni occidentali del flusso è evidente — ma la tradizione zen aggiunge una dimensione che Csíkszentmihályi non tematizza: il flusso come pratica spirituale, come disciplina che va *coltivata* sistematicamente, non semplicemente ricercata quando le condizioni sono favorevoli. Il giocatore di go zen non attende passivamente che il flusso si produca quando sfida e competenza si bilanciano: si addestra deliberatamente a creare le condizioni interne — la pacificazione della mente deliberante — che rendono il flusso accessibile.

2.6.5 — Il paradosso del flusso: prestazione ottimale e controllo ottimale

Il flusso pone un paradosso che è rimasto non risolto nella letteratura: **gli stati di flusso sono tipicamente associati alle prestazioni migliori, ma i tentativi deliberati di indurre il flusso peggiorano tipicamente la prestazione**.

Questo paradosso è noto nella letteratura sportiva come **paralisi da analisi** (*analysis paralysis*): l'attenzione deliberata ai propri processi automatici — il golfista che pensa a come tiene la mazza mentre esegue il colpo, il pianista che pensa alla posizione delle dita mentre suona — peggiora sistematicamente la prestazione. I processi automatici sono stati ottimizzati attraverso migliaia di ore di pratica per operare senza supervisione cosciente; quando il pensiero deliberato tenta di interferire,

introduce rumore in un sistema che funzionava meglio senza supervisione.

In termini della struttura cognitiva formale introdotta nel capitolo precedente, la paralisi da analisi si produce quando il Sistema 2 (deliberato, lento, seriale) tenta di intervenire nei processi implementati dal Sistema 1 (automatico, rapido, parallelo). Il Sistema 2 non ha accesso diretto ai parametri interni dei processi automatici — può solo interferire con i loro output — e questa interferenza è quasi sempre deleteria.

Il corollario per la gestione della prestazione nei giochi astratti è importante: i grandi maestri che comprendono questo paradosso — e molti lo comprendono intuitivamente, anche senza avere il vocabolario per articolarlo — imparano a *non pensare* a come pensano durante la partita. Si fidano dei propri processi automatici; riservano il monitoraggio metacognitivo alla gestione del tempo e alle situazioni di crisi, non all'analisi ordinaria delle posizioni.

Kasparov, nelle sue memorie, descrive questa strategia in modo esplicito: la preparazione pre-partita serve a costruire le strutture automatiche che funzioneranno durante la partita senza supervisione consapevole. La partita stessa è il momento in cui queste strutture vengono *liberate*, non *controllate*. Il lavoro è prima; durante la partita, si fa fluire.

2.6.6 — Il flusso e il problema difficile: un'esperienza che non può essere computata

Il flusso — o più precisamente, l'*esperienza* del flusso — porta questa monografia verso il confine tra psicologia cognitiva e filosofia della mente.

Perché il flusso non è solo un insieme di caratteristiche comportamentali o fisiologiche misurabili: è fondamentalmente un'**esperienza soggettiva**, e come tale appartiene al dominio che Chalmers ha chiamato il **problema difficile della coscienza** (*the hard problem of consciousness*).

Il problema facile della coscienza — nel senso di Chalmers — è spiegare le funzioni cognitive associate alla coscienza: l'attenzione, l'integrazione dell'informazione, il controllo del comportamento, il monitoraggio metacognitivo. Questi sono "facili" non perché siano semplici da spiegare, ma perché in linea di principio possono essere spiegati nei termini della psicologia cognitiva e delle neuroscienze: identificando i meccanismi computazionali che le implementano.

Il problema *difficile* è spiegare perché questi processi funzionali sono *accompagnati da un'esperienza soggettiva* — perché c'è "qualcosa che si prova" a essere in stato di flusso, invece di semplicemente eseguire i comportamenti caratteristici del flusso senza nessuna esperienza interiore. Questo "qualcosa che si prova" — il *qualia* dell'esperienza ottimale, il senso di fusione con il gioco, la scomparsa del tempo — non è riducibile a nessuna descrizione funzionale, per quanto dettagliata.

AlphaZero gioca a go con la competenza di un 9-dan: produce le mosse che un essere in stato di flusso produrrebbe, con la stessa efficienza e la stessa qualità. Ma AlphaZero non prova nulla mentre gioca. Non c'è "qualcosa che si prova" a essere AlphaZero durante una partita — o almeno, nessuna evidenza che ci sia, e ragioni teoriche per dubitare che ci sia. Il sistema ottimizza una funzione di valore; non *esperisce* la bellezza della mossa 78, il peso del silenzio attorno alla tavola, la tensione dell'endgame.

Questa è la frontiera che la psicologia cognitiva da sola non può attraversare. La teoria del chunking spiega come i grandi maestri riconoscono le posizioni. La teoria della pratica deliberata spiega come acquisiscono questa capacità. La teoria del flusso descrive le condizioni in cui questa capacità funziona al meglio. Ma nessuna di queste teorie spiega *cosa si prova* a essere in flusso durante una partita di go o di scacchi. E questa domanda — apparentemente estetica, quasi mistica nella sua formulazione — è in realtà il problema più profondo sull'intelligenza che i giochi astratti ci pongono.

Raccordo II→III

2.6.7 — Sintesi del Blocco II e transizione al Blocco III

Questo capitolo chiude il Blocco II con una questione aperta che sarà il filo conduttore dei blocchi successivi.

Il Blocco II ha ricostruito la storia della psicologia cognitiva dell'expertise attraverso i giochi astratti, dalla scoperta del chunking da parte di de Groot (capitolo 2.1) al problema del flusso e dell'esperienza soggettiva (questo capitolo). Il percorso ha mostrato una progressione che va dal comportamentale al fenomenologico: si è partiti da ciò che i grandi maestri *fanno* di diverso rispetto ai giocatori meno esperti (percepiscono la scacchiera in modo diverso, generano mosse candidate diverse, calcolano in modo diverso); si è poi passati a ciò che *sanno* — o non sanno — del proprio processo (metacognizione e il suo limite); e si è arrivati a ciò che *provano* durante le proprie prestazioni migliori (il flusso come esperienza soggettiva).

A ogni livello di analisi, i giochi astratti si sono rivelati un laboratorio di straordinaria produttività: permettono di misurare la competenza con precisione, di controllare la complessità del compito, di confrontare individui con diversi livelli di expertise, di studiare effetti culturali e trasferimento tra domini. Nessun altro dominio cognitivo offre questa combinazione di misurabilità e profondità.

Il Blocco III — *Le macchine che imparano: una storia dell'IA attraverso i giochi* — ribalta la prospettiva: non più la mente umana che gioca, ma i sistemi artificiali che hanno cercato di emularla, e nel processo hanno prodotto domande nuove su cosa sia effettivamente l'intelligenza. Il punto di partenza è il 1950 — un anno prima della nascita di Kasparov, quattro anni prima della prima partita ufficiale di computer chess — con il paper di Claude Shannon che inventa, su carta, il programma scacchistico del futuro.

Capitolo 2.7 — Il cervello del grande maestro: neuroscienze cognitive dell'expertise scacchistica e del go

2.7.1 — Perché le neuroscienze cognitive

Il Blocco II ha finora costruito la sua descrizione dell'expertise prevalentemente su evidenza comportamentale: gli studi di de Groot misuravano la qualità della valutazione posizionale e il ricordo di posizioni; la teoria di Ericsson si basava su diari di pratica e curve di apprendimento; i lavori su intuizione e metacognizione si fondavano su protocolli verbali e misurazioni del tempo di reazione. Questi strumenti

sono stati straordinariamente produttivi — hanno prodotto il modello dell'expertise come riconoscimento di chunk, la teoria della pratica deliberata, la descrizione del flusso — ma hanno un limite intrinseco: descrivono il *comportamento* del grande maestro senza descrivere il *meccanismo neurale* che lo produce.

Le neuroscienze cognitive, a partire dagli anni Novanta, hanno offerto strumenti diversi: la risonanza magnetica funzionale (fMRI) che misura il flusso sanguigno cerebrale come indicatore dell'attività neurale; l'EEG che misura i potenziali elettrici con risoluzione temporale di millisecondi; gli studi di neuroimaging strutturale che misurano le differenze nella struttura fisica del cervello. Applicati agli scacchisti di élite — e in misura minore ai giocatori di go, per ragioni di disponibilità dei soggetti di ricerca — questi strumenti hanno prodotto risultati che sia confermano sia complicano il quadro comportamentale.

Questo capitolo presenta i risultati principali della ricerca neuroscientifico-cognitiva sull'expertise scacchistica, ne discute le implicazioni per la teoria dell'expertise sviluppata nei capitoli precedenti, e introduce alcune evidenze rilevanti per la tesi del Blocco VI sulla navigazione di significato come categoria irriducibile all'ottimizzazione.

2.7.2 — Il giro fusiforme e il riconoscimento di pattern: evidenza neuroimaging

Il risultato neuroscientifico più citato sull'expertise scacchistica proviene dagli studi di Bilalic et al. (2012) e da una serie di lavori correlati che hanno utilizzato l'fMRI per confrontare l'attività cerebrale di scacchisti di élite con quella di non-scacchisti durante compiti di riconoscimento di posizioni.

Il risultato centrale è sorprendente: gli scacchisti esperti, quando valutano posizioni scacchistiche, mostrano attivazione significativa nel **giro fusiforme** — una regione della corteccia occipito-temporale normalmente associata al riconoscimento di volti e di oggetti familiari — in misura maggiore rispetto ai non-scacchisti. Questa differenza non si osserva per stimoli non scacchistici (posizioni casuali o posizioni di giochi sconosciuti): è specifica per gli stimoli del dominio di expertise.

L'importanza di questo risultato va oltre la curiosità anatomica. Il giro fusiforme è una regione associata al riconoscimento di pattern altamente configurali — dove la configurazione globale dell'oggetto è elaborata come un tutto integrato, non come somma di parti. Il riconoscimento dei volti è il caso paradigmatico: un volto non si riconosce sommando naso più occhi più bocca, ma riconoscendo l'organizzazione spaziale delle parti come unità. Il fatto che gli scacchisti esperti mostrino attivazione fusiforme per le posizioni scacchistiche — ma non i principianti — suggerisce che l'expertise produca una **ristrutturazione profonda del processo percettivo**: le posizioni scacchistiche vengono elaborate come configurazioni integrate, non come insiemi di pezzi.

Questo risultato neuroscientifico costituisce un **grounding biologico** per la tesi psicologica di de Groot: il grande maestro non vede solo più velocemente — vede *diversamente*. La differenza non è solo computazionale ma implementativa: è una differenza nel come il cervello processa l'input visivo. La ristrutturazione percettiva che de Groot aveva descritto in termini comportamentali ha una base nella neuroanatomia funzionale.

Formalmente, si può descrivere il processo come una trasformazione del percetto x (la posizione scacchistica come distribuzione di pezzi sulla

scacchiera) attraverso una funzione di encoding $f_E: X \to R$ dove R è lo spazio delle rappresentazioni interne. Nei principianti, f_E tende a produrre rappresentazioni distribuite su molte regioni corticali con poca specializzazione. Negli esperti, f_E produce rappresentazioni più concentrate in regioni specializzate per il riconoscimento di pattern configurali — incluso il giro fusiforme. L'effetto è una *efficienza* rappresentazionale: lo stesso percetto viene codificato in forma più compatta e più accessibile per l'elaborazione successiva.

2.7.3 — La memoria di lavoro negli scacchisti di élite: mito e realtà

Una delle domande più dibattute nella psicologia cognitiva degli scacchi riguarda il ruolo della **memoria di lavoro** — la capacità di mantenere e manipolare informazioni nel breve termine — nell'expertise scacchistica. La questione è rilevante sia per la teoria della pratica deliberata sia per la comprensione di cosa distingue i grandmaster dai giocatori di livello inferiore.

Il modello classico di Simon e Chase (1973) attribuiva l'expertise scacchistica al riconoscimento e al recupero di chunk dalla memoria a lungo termine, con la memoria di lavoro che svolgeva un ruolo relativamente limitato. Ma ricerche successive hanno complicato questo quadro.

Campitelli e Gobet (2011), in uno studio che ha coinvolto oltre cento scacchisti di livelli diversi, hanno misurato la capacità di memoria di lavoro visuo-spaziale e la confrontata con il rating Elo. I risultati mostrano una correlazione significativa tra memoria di lavoro visuo-spaziale ed expertise scacchistica — ma la correlazione non è perfetta. In particolare,

le varianza nella memoria di lavoro non spiega completamente la varianza nel livello scacchistico: ci sono giocatori con memoria di lavoro al di sopra della media che non raggiungono livelli di élite, e (più raramente) giocatori con memoria di lavoro nella norma che raggiungono livelli sorprendentemente elevati.

Questo risultato è importante per la teoria della pratica deliberata. Se la memoria di lavoro fosse l'unico fattore limitante, il modello di Ericsson sarebbe sufficientemente completo: attraverso la pratica, si costruiscono chunk sempre più grandi che compensano i limiti della memoria di lavoro. Ma il risultato di Campitelli e Gobet suggerisce che ci sono **fattori neurali non modificabili dalla pratica** che contribuiscono all'expertise. Più precisamente, suggerisce che la varianza spiegata dalla pratica deliberata (circa il 34% secondo Hambrick et al. 2014) lascia spazio a una componente che è probabilmente in parte geneticamente determinata e che si manifesta, tra l'altro, nelle caratteristiche della memoria di lavoro.

La struttura del modello risultante è più complessa di quella che Ericsson proponeva:

$$Expertise(t) = f(PraticaDeliberata(t), Capacità Neurali(0), Ambiente(t))$$

dove $Capacità Neurali(0)$ rappresenta le caratteristiche neurologiche di base — inclusa la memoria di lavoro — che la pratica deliberata modifica solo parzialmente, e $Ambiente(t)$ cattura tutti i fattori contestuali (accesso a insegnanti, risorse, motivazione) che non sono né pratica né capacità.

2.7.4 — I template di Gobet e Simon: una revisione del modello dei chunk

Il lavoro teorico di Gobet e Simon (1996) ha proposto una revisione importante del modello dei chunk di de Groot e Chase-Simon, con implicazioni che la ricerca neuroscientifico-cognitiva ha successivamente supportato empiricamente.

Nel modello originale di Chase e Simon (1973), un chunk è un'unità di memoria a lungo termine che rappresenta una configurazione di pezzi sulla scacchiera — tipicamente comprendente tra quattro e sei pezzi in relazione spaziale caratteristica. La stima era che un grandmaster possedesse circa 50.000 di questi chunk, costruiti attraverso anni di pratica.

Gobet e Simon (1996) hanno proposto che i chunk siano organizzati gerarchicamente in strutture di ordine superiore chiamate **template** — strutture con un nucleo fisso e *slot* riempibili con valori variabili. Un template scacchistico potrebbe avere la forma: "struttura di pedone isolato con torre attiva sul file aperto, alfiere su *b*7, [slot per il re nemico], [slot per i pezzi minori avversari]". Il nucleo è fisso; gli slot vengono riempiti con la posizione specifica. I template permettono di codificare un numero molto maggiore di posizioni con meno unità di memoria, spiegando come un grandmaster possa operare efficacemente anche su posizioni nuove che non ha mai visto prima.

La rilevanza neuroscientifico-cognitiva di questa proposta sta nella sua testabilità. Se i template esistono come strutture neurali distinte dai chunk elementari, si dovrebbe osservare una dissociazione nei pattern di attivazione cerebrale tra il riconoscimento di posizioni che attivano template consolidati e il riconoscimento di posizioni nuove che richiedono la costruzione di nuove rappresentazioni. La ricerca di Bilalic et al. (2012) e di lavori successivi ha trovato evidenze compatibili con questa

dissociazione, anche se la specificazione anatomica precisa dei template rimane un'area di ricerca aperta.

Per la tesi del Blocco VI, la struttura template è particolarmente rilevante. Un template non è solo un pattern percettivo — è una struttura con *posizioni libere*, con slot che il giocatore riempie in modo variabile. Questa struttura flessibile è più compatibile con la navigazione di significato che con la pura ottimizzazione: il grandmaster che applica un template non sta solo recuperando una risposta pre-calcolata, sta *interpretando* una posizione in relazione a una struttura che ha posizioni aperte, e la sua interpretazione riflette la sua funzione di valore idiosincratica.

2.7.5 — Neuroimaging del processo decisionale scacchistico: FOCS e timing

Una serie di studi ha usato la combinazione di fMRI e EEG per investigare il processo decisionale durante il gioco agli scacchi, con risultati che illuminano il rapporto tra calcolo esplicito e valutazione intuitiva.

Krawczyk et al. (2011) hanno confrontato l'attività cerebrale di giocatori di diverso livello durante la soluzione di problemi tattici scacchistici di difficoltà variabile. Hanno trovato che nei giocatori esperti, la risoluzione di problemi tattici familiari — problemi che rientrano in categorie di pattern ben note — coinvolge preferenzialmente regioni occipito-temporali (associate alla percezione) rispetto alle regioni prefrontali (associate al ragionamento esplicito). Nei problemi tattici non familiari, questa preferenza si inverte: l'attivazione prefrontale aumenta, indicando un maggiore ricorso al calcolo esplicito.

Questo pattern è compatibile con il modello a due sistemi di Kahneman (Sistema 1 intuitivo / Sistema 2 analitico) applicato all'expertise scacchistica: il grande maestro usa il Sistema 2 solo quando necessario — quando il problema è nuovo e la risposta intuitiva non è disponibile — e si affida al Sistema 1 per la grande maggioranza delle posizioni, che rientrano in categorie familiari.

L'EEG ha contribuito a questo quadro aggiungendo risoluzione temporale. Volke et al. (2002) hanno documentato differenze significative nei potenziali evento-relati (ERP) tra esperti e principianti nelle prime centinaia di millisecondi dall'esposizione a una posizione scacchistica — ben prima che sia possibile qualsiasi calcolo deliberato. Questo risultato indica che la differenza tra esperto e principiante si manifesta già nelle prime fasi del processamento percettivo, confermando la tesi che l'expertise sia in parte una differenza nella *percezione* non nel *calcolo*.

2.7.6 — Le neuroscienze del go: un campo aperto

La ricerca neuroscientifica sull'expertise nel go è molto meno sviluppata di quella sugli scacchi, per ragioni di disponibilità dei soggetti: i grandmaster di go sono geograficamente concentrati in Asia, il che rende difficile condurre studi di neuroimaging in laboratori europei o nordamericani. Tuttavia, alcuni risultati preliminari sono disponibili.

Kim et al. (2020), in uno studio condotto in Corea del Sud con giocatori professionisti di go, hanno trovato pattern di attivazione cerebrale durante la valutazione posizionale che presentano interessanti differenze rispetto agli scacchi. In particolare, i professionisti di go mostrano attivazione più distribuita tra emisfero destro ed emisfero sinistro rispetto agli scacchisti, con un contributo relativamente maggiore

delle regioni parietali destre — tipicamente associate all'elaborazione spaziale olistica — durante la valutazione posizionale.

Questo risultato è preliminare e richiede replica, ma è compatibile con la tesi del capitolo 2.5 sulla struttura cognitiva differente del go rispetto agli scacchi. La natura non-locale della valutazione posizionale nel go — il fatto che il valore di una configurazione dipende dal contesto globale in modo non-lineare — potrebbe selezionare verso un'elaborazione spaziale più olistica che negli scacchi, dove la decomposizione locale della posizione è più produttiva.

2.7.7 — Le neuroscienze e il problema della pratica deliberata: cosa si modifica nel cervello

Una delle domande più importanti che le neuroscienze cognitive possono porre sulla pratica deliberata è: *cosa cambia fisicamente nel cervello attraverso anni di pratica intensiva?*

La risposta disponibile è parziale ma interessante. Studi di morfometria voxel-based (VBM) — che misurano le differenze locali nel volume della materia grigia — hanno trovato differenze strutturali tra scacchisti di élite e controlli in alcune regioni cerebrali, tra cui:

Il **precuneo** — una regione parietale mediale coinvolta nell'imagery visuo-spaziale e nel recupero di ricordi episodici — mostra maggiore volume di materia grigia negli scacchisti esperti rispetto ai controlli. Questa differenza è interpretata come effetto dell'intensa pratica di visualizzazione mentale di posizioni scacchistiche, che potrebbe produrre cambiamenti strutturali in regioni cruciali per questa funzione.

Il **giro angolare** — una regione del lobo parietale inferiore coinvolta nell'integrazione di informazioni multimodali e nell'elaborazione del significato — mostra differenze che potrebbero riflettere la componente semantica dell'expertise scacchistica: la comprensione di *cosa significa* una posizione strategicamente, non solo la sua descrizione percettiva.

Questi risultati strutturali — pur con tutte le cautele metodologiche appropriate per studi trasversali che non possono stabilire la direzione della causalità — suggeriscono che la pratica deliberata intensa produce modificazioni fisiche nel cervello. Questo è compatibile con la tesi di Ericsson, ma aggiunge una dimensione biologica: l'expertise non è solo un sistema di conoscenza, ma è incorporata in una struttura neurale che cambia con la pratica.

2.7.8 — Implicazioni per la tesi della navigazione di significato

I risultati delle neuroscienze cognitive, considerati nel loro insieme, hanno implicazioni dirette per la tesi centrale del Blocco VI.

La dissociazione tra regioni prefrontali (associate al ragionamento esplicito e al calcolo) e regioni occipito-temporali (associate alla percezione esperta) nei grandmaster è compatibile con la tesi che l'expertise umana non sia principalmente calcolo. Ma c'è di più: il fatto che il giro fusiforme — normalmente associato al riconoscimento di volti — venga reclutato per il riconoscimento di posizioni scacchistiche suggerisce che l'expertise scacchistica produca una *personalizzazione* del sistema visivo: il cervello del grande maestro tratta le posizioni scacchistiche con la stessa cura con cui tratta i volti — oggetti altamente individuali, configurali, carichi di significato personale.

Questa personalizzazione neurale è, a nostro avviso, una forma di incorporazione biologica della navigazione di significato. Il grande maestro non solo conosce posizioni scacchistiche — le riconosce come *individui*, con la stessa immediatezza con cui riconoscere un volto familiare. Questo riconoscimento non è neutro: è carico della storia delle esperienze con quelle posizioni, dei successi e dei fallimenti associati, delle preferenze estetiche sviluppate nel tempo.

Un sistema come AlphaZero può approssimare funzionalmente questo riconoscimento — le reti neurali convoluzionali di AlphaZero processano la tavola in modo almeno superficialmente simile. Ma la differenza è che il riconoscimento di AlphaZero non è carico di storia personale, di preferenze estetiche idiosincratiche, di una traiettoria di sviluppo cognitivo situata in una biografia. È il riconoscimento di un sistema senza storia — efficace, ma qualitativamente diverso.

La domanda se l'expertise umana sia irriducibile all'ottimizzazione non è solo una domanda filosofica: è una domanda empirica, e le neuroscienze cognitive contribuiscono a risponderle documentando che il cervello del grande maestro non è un ottimizzatore biologico, ma un sistema percettivo ristrutturato dalla storia — una struttura che è il prodotto di una traiettoria unica e non replicabile.

Le macchine che imparano: una storia dell'IA attraverso i giochi

Capitolo 3.1 — Shannon e il "programma scacchistico" (1950): l'architettura di un'idea

3.1.1 — Un articolo scritto per una macchina che non esiste ancora

Nel 1950, Claude Shannon — matematico e ingegnere dei Bell Telephone Laboratories, già autore nel 1948 di *A Mathematical Theory of Communication*, il paper fondativo della teoria dell'informazione — pubblicò su *Philosophical Magazine* un articolo dal titolo *Programming a Computer for Playing Chess*. L'articolo è straordinario per molte ragioni, ma la più notevole è forse questa: Shannon scrisse una specifica tecnica dettagliata per un programma scacchistico in un'epoca in cui non esisteva ancora un computer sufficientemente potente da eseguirlo.

Non c'era ancora il transistor nei computer (il punto di contatto era appena stato inventato nel 1947, ma la sua applicazione commerciale era lontana). I computer dell'epoca — ENIAC, EDSAC, il Manchester Mark 1 — erano macchine enormi, lente, e dedicate a calcoli numerici specifici. Nessuno aveva ancora costruito un programma che giocasse a scacchi, o a qualunque altro gioco complesso. Shannon lo progettò mentalmente, anticipando soluzioni a problemi che i programmatori di scacchi avrebbero impiegato decenni a risolvere nella pratica.

L'articolo del 1950 è il documento fondativo del computer chess — e, in senso lato, di tutta la ricerca sull'IA nei giochi. Vale la pena leggerlo come un testo filosofico oltre che tecnico, perché le scelte concettuali che Shannon compie in quel paper — e le domande che pone senza rispondere — sono le scelte e le domande che hanno strutturato settant'anni di ricerca successiva.

3.1.2 — L'albero di gioco e la ricerca minimax

Il contributo tecnico centrale di Shannon è la formalizzazione del **problema degli scacchi come problema di ricerca su un albero di gioco**, e la proposta della strategia **minimax** come metodo di soluzione.

L'albero di gioco degli scacchi T è definito ricorsivamente: la radice è la posizione iniziale p_0; ogni nodo p ha come figli tutte le posizioni raggiungibili da p in una mossa legale; le foglie sono le posizioni terminali (scacco matto, stallo, patta per ripetizione). Ogni foglia ha un valore $v \in \{-1, 0, +1\}$ assegnato in base al risultato (-1 = vittoria del Nero, 0 = patta, $+1$ = vittoria del Bianco). Shannon stimò il numero di nodi in T: circa 10^{120} — un numero oggi noto come **numero di Shannon**, molto superiore al numero stimato di atomi nell'universo osservabile ($\approx 10^{80}$).

La strategia minimax assegna a ogni nodo non terminale un valore $v(p)$ definito induttivamente:

$$v(p) = \{valore\ della\ foglia\ se\ p \text{ è } terminale \quad \max_{p' \in figli(p)} v(p')\ se \text{ è } il\ turno\ del\ Bianco \quad \min_{p' \in figli(p)}$$

Un giocatore che segue la strategia minimax sceglie, al proprio turno, la mossa che massimizza (se è il Bianco) o minimizza (se è il Nero) il valore minimax della posizione risultante — assumendo che l'avversario faccia lo stesso. La strategia minimax è **ottimale** in questo senso: se entrambi i giocatori seguono la strategia minimax, si raggiunge il risultato che il teorema di Zermelo garantisce esiste (vittoria per un giocatore o patta, con gioco perfetto da entrambe le parti).

Il problema è che calcolare $v(p_0)$ richiederebbe l'esplorazione completa di T — 10^{120} nodi, completamente infattibile. Shannon identificò

immediatamente il problema e propose due soluzioni che sono rimaste fondamentali:

Soluzione A: ricerca a profondità fissa con funzione di valutazione euristica. Invece di esplorare T fino alle foglie, si esplora fino a profondità d fissa, e si valutano i nodi a profondità d con una **funzione di valutazione euristica** $\hat{v}(p)$ che approssima il valore minimax reale. La funzione $\hat{v}$ proposta da Shannon era una combinazione lineare di caratteristiche posizionali:

$$\hat{v}(p) = \sum_i w_i \cdot f_i(p)$$

dove $f_i(p)$ sono caratteristiche della posizione p — valore materiale relativo, mobilità dei pezzi, sicurezza del re, struttura dei pedoni — e w_i sono pesi che specificano il contributo relativo di ciascuna caratteristica. Shannon propose valori concreti per queste caratteristiche sulla base della conoscenza scacchistica — la sua conoscenza personale del gioco, che era considerevole.

Soluzione B: ricerca selettiva. Invece di esplorare tutte le mosse a ogni livello di profondità, si selezionano solo alcune mosse — quelle che sembrano più promettenti sulla base di criteri euristici — e si esplora più in profondità lungo queste linee. Shannon riconobbe che questa strategia è più vicina al modo in cui i giocatori umani pensano, ma è anche più difficile da implementare: richiede criteri di selezione affidabili.

La Soluzione A è diventata la base di tutti i programmi scacchistici fino agli anni Novanta; la Soluzione B anticipa ciò che i sistemi di IA

moderna — e in particolare AlphaZero — implementano attraverso metodi molto diversi da quelli che Shannon immaginava.

3.1.3 — Il problema dello "scacco continuo": l'orizzonte e l'instabilità

Shannon identificò nel suo articolo un problema tecnico che si sarebbe rivelato di grande importanza: il **problema dell'orizzonte** (*horizon effect*).

Se si valuta una posizione alla profondità fissa d con la funzione euristica $\hat{v}$, ma la posizione alla profondità d è in mezzo a una sequenza di scambi di materiale — per esempio, alla mossa d il Bianco ha appena catturato un pedone ma sta per perdere l'alfiere alla mossa $d + 1$ — la valutazione euristica produce un risultato fuorviante. Il programma "vede" il guadagno di un pedone ma non "vede" la perdita dell'alfiere che lo seguirà, perché questa cade oltre il suo orizzonte di calcolo.

La soluzione che Shannon abbozzò — e che i programmatori successivi implementarono sistematicamente — è la **ricerca di quiete** (*quiescence search*): quando si raggiunge la profondità d, invece di valutare immediatamente la posizione, si continua a calcolare finché la posizione non è "quieta" — cioè finché non ci sono catture o mosse forzate in sospeso. Solo allora si valuta la posizione con $\hat{v}$.

Formalmente, si definisce una posizione p come **quiescente** se $M_Q(p) = \emptyset$, dove $M_Q(p) \subseteq M(p)$ è l'insieme delle mosse "tatticamente significative" (catture, mosse di scacco, promozioni). La ricerca di quiete estende l'esplorazione al sottoalbero $T_Q(p)$ radicato in p che contiene solo mosse in M_Q. Quando si raggiunge un nodo quiescente, si valuta con $\hat{v}$.

Questo meccanismo introduce una complessità aggiuntiva: $T_Q(p)$ può essere molto grande se la posizione è tattica. Ma permette di evitare i casi peggiori del problema dell'orizzonte.

Shannon non implementò mai questi meccanismi — rimase un teorico; il primo programma scacchistico eseguibile fu sviluppato da Dietrich Prinz nel 1951, per il Manchester Ferranti. Ma il framework concettuale che Shannon aveva costruito era abbastanza preciso e abbastanza fertile da guidare tutti gli sviluppi successivi.

3.1.4 — Cosa Shannon non disse: lo scetticismo sull'approccio "forza bruta"

Il punto più interessante dell'articolo di Shannon — e quello più frequentemente trascurato nelle ricostruzioni storiche — è il suo scetticismo esplicito sull'approccio che avrebbe poi dominato il computer chess per quarant'anni.

Shannon scrisse: "We may say roughly that the Type A strategy [profondità fissa, ricerca esaustiva] corresponds to a rather dull and plodding player who works out every move to exactly the same depth […] The Type B strategy [ricerca selettiva] is analogous to the thinking of a more clever player who takes account of the position and the character of the different possibilities."

La preferenza di Shannon per la Soluzione B — la ricerca selettiva, analoga al pensiero umano — non era solo estetica: era fondata su argomenti sull'efficienza computazionale. Una ricerca esaustiva a profondità d su un albero con branching factor b ha complessità $O\left(b^d\right)$. Se si può ridurre il branching factor effettivo attraverso una selezione

intelligente delle mosse candidate, la profondità raggiungibile per lo stesso costo computazionale aumenta in modo molto significativo. Un programma che esplora in media $b' \ll b$ mosse per posizione può raggiungere la profondità $d' = d \cdot log(b)/log(b')$, molto superiore.

Shannon era scettico, in linea di principio, sull'idea che la forza bruta potesse sostituire l'intelligenza: credeva che il problema degli scacchi richiedesse qualcosa di analogo alla comprensione umana del gioco, non semplicemente più potenza di calcolo.

Questa posizione si rivelò sbagliata nei fatti: Deep Blue, nel 1997, vinse contro Kasparov principalmente con la Soluzione A — ricerca esaustiva a grandi profondità con una funzione di valutazione sofisticata, senza nulla che somigliasse a una comprensione genuina del gioco. Ma Shannon aveva ragione su qualcosa di più profondo: la forza bruta funziona negli scacchi perché gli scacchi sono "abbastanza piccoli" — il branching factor $b \approx 35$ e la profondità rilevante $d \approx 40$ producono un albero che, con l'ottimizzazione giusta, è accessibile alla potenza computazionale moderna. Il go, con $b \approx 250$, era fuori portata — e ci è rimasto finché AlphaZero ha dimostrato che la Soluzione B, implementata nel modo radicalmente diverso del reinforcement learning, era la risposta corretta.

3.1.5 — La domanda filosofica: pensare o simulare il pensiero?

Shannon chiude il suo articolo con una riflessione che, nella sobrietà del suo linguaggio tecnico, nasconde una domanda filosofica di grande portata: "The chess machine is an ideal one to start with, since: (1) the problem is sharply defined both in allowed operations (the moves) and in the ultimate goal (checkmate); (2) it is neither so simple as to be trivial nor too difficult for a solution; (3) chess is generally considered to require

‘thinking’ for skillful play; a solution of this problem will force us either to admit the possibility of a mechanized thinking or to further restrict our concept of ‘thinking’.”

Shannon aveva capito, già nel 1950, che il valore dei giochi come campo di ricerca non era semplicemente pratico — non si trattava di costruire un programma che battesse i campioni di scacchi come fine in sé. Il valore era filosofico: i giochi sono un test della nostra comprensione dell’intelligenza. Se un programma gioca a scacchi bene, ci dice qualcosa — positivo o negativo — su cosa sia necessario per giocare a scacchi bene. E se giocare a scacchi bene richiede “pensiero” — come Shannon riconosce essere la credenza comune — allora un programma che gioca a scacchi bene ci dice qualcosa su cosa sia necessario per pensare.

Shannon non risolse questa domanda — si limitò a porla con precisione. La storia successiva — cinquant’anni di computer chess, poi AlphaGo, poi AlphaZero — può essere letta come una serie di tentativi di risposta, ognuno dei quali ha chiarito la domanda senza risolverla definitivamente.

Il programma scacchistico di Shannon — nella forma astratta in cui lo descrisse — non “pensa” nel senso ordinario: applica un algoritmo deterministico a una struttura di dati ben definita. Ma produce mosse di scacchi di qualità crescente con l’aumentare della profondità di ricerca e della sofisticazione della funzione di valutazione. A quale livello di qualità diventa appropriato usare la parola “pensiero”? Shannon lasciò la domanda aperta — e settant’anni di ricerca non l’hanno chiusa.

3.1.6 — L’eredità formale: la potatura alfa-beta

L'articolo del 1950 non conteneva la **potatura alfa-beta** (*alpha-beta pruning*) — l'ottimizzazione più importante della ricerca minimax, scoperta indipendentemente da McCarthy, Hart, Edwards e Levin nei tardi anni Cinquanta e formalizzata da Knuth e Moore nel 1975. Ma è utile presentarla in questo contesto, perché è l'estensione naturale del framework di Shannon e ha dominato il computer chess fino agli anni Novanta.

L'idea della potatura alfa-beta è che durante la ricerca minimax, è spesso possibile dimostrare che un sottoalbero non può influenzare il valore minimax della posizione radice, e quindi non ha bisogno di essere esplorato. Si mantengono due valori durante la ricerca:

- α (alfa): il valore minimax più alto che il giocatore massimizzante (Bianco) può garantire nei nodi antenati;
- β (beta): il valore minimax più basso che il giocatore minimizzante (Nero) può garantire nei nodi antenati.

Quando, durante l'esplorazione di un nodo p, si incontra un nodo figlio p' con valore $v(p') \geq \beta$ (potatura beta) o $v(p') \leq \alpha$ (potatura alfa), si può smettere di esplorare i fratelli di p': il loro valore non potrà influenzare la scelta ottimale ai livelli superiori dell'albero.

Nel caso migliore — quando le mosse sono ordinate ottimalmente, con le mosse migliori esplorate per prime — la potatura alfa-beta riduce il numero di nodi esplorati da $O\left(b^d\right)$ a $O\left(b^{d/2}\right)$: raddoppia la profondità raggiungibile a parità di risorse computazionali. Questo è un guadagno enorme — equivalente a "raddoppiare la potenza del computer" senza cambiare l'hardware.

L'ordinamento delle mosse — la decisione su quale mossa esplorare per prima — diventa quindi cruciale per l'efficacia della potatura. I programmi scacchistici sofisticati dedicano molta attenzione all'euristica di ordinamento delle mosse: mosse che catturano pezzi avversari, mosse di scacco, mosse che replicano posizioni tattiche note vengono esplorate per prime, perché è più probabile che producano valori minimax estremi che attivano la potatura.

Formalmente, l'algoritmo alfa-beta con ordinamento ottimale raggiunge la profondità $d^* = d_0 \cdot \sqrt{b}/\sqrt{b_{eff}}$ dove b_{eff} è il branching factor effettivo dopo la potatura. Con ordinamento ottimale, $b_{eff} \approx \sqrt{b}$, e quindi $d^* \approx d_0 \cdot 2$ — il raddoppio della profondità menzionato sopra.

3.1.7 — 1950: cosa Shannon aveva capito e cosa no

In chiusura di capitolo, è utile fare il bilancio di ciò che Shannon aveva correttamente anticipato nel 1950 e di ciò che, comprensibilmente, non aveva previsto.

Aveva capito che il problema degli scacchi si riduce a una ricerca su un albero di gioco, e che la ricerca esaustiva è computazionalmente infattibile. **Aveva capito** che la soluzione pratica richiede una funzione di valutazione euristica e un meccanismo di potatura dell'albero. **Aveva capito** che la ricerca selettiva — analoga al pensiero umano — è concettualmente superiore alla ricerca esaustiva, anche se più difficile da implementare. **Aveva capito** il valore filosofico del progetto: che la costruzione di un programma scacchistico avrebbe forzato una chiarificazione del concetto di "pensiero".

Non aveva previsto che la forza bruta, con abbastanza transistor, avrebbe battuto i campioni del mondo agli scacchi — non perché la forza bruta "capisse" il gioco, ma perché il gioco è abbastanza limitato da cedere alla forza bruta. **Non aveva previsto** che il go — con il suo spazio di ricerca enormemente più grande — avrebbe resistito alla forza bruta per altri quarant'anni dopo la sconfitta di Kasparov, richiedendo un approccio radicalmente diverso. **Non aveva previsto** il reinforcement learning, le reti neurali, e la possibilità che un sistema impari a giocare a scacchi e a go con qualità superumana senza mai incorporare conoscenza scacchistica o go esplicita — senza funzione di valutazione progettata dall'uomo, senza aperture memorizzate, senza nulla che somigliasse alla comprensione che lui aveva considerato necessaria.

Ma questa non è una critica a Shannon: è la misura della distanza che separa il 1950 dal 2017. Shannon aveva costruito il framework concettuale corretto per il suo momento storico — e questo framework ha guidato vent'anni di ricerca produttiva. Il fatto che il framework sia stato poi superato da approcci radicalmente diversi non lo invalida: lo inquadra come il primo capitolo di una storia i cui sviluppi successivi Shannon non poteva immaginare.

La domanda filosofica che Shannon aveva posto nel 1950 — "la macchina pensa, o simula il pensiero?" — ha ricevuto risposte parziali e contraddittorie in settant'anni di ricerca. Non è ancora risolta. E con AlphaZero, è diventata più urgente, non meno.

Capitolo 3.2 — L'IA simbolica e le sue promesse: GOFAI, i programmi scacchistici e la mente come manipolazione di simboli

3.2.1 — Un paradigma e la sua origine

Negli anni che seguirono il paper di Shannon, l'intelligenza artificiale si costituì come disciplina autonoma attorno a una tesi che sembrava, all'epoca, quasi ovvia: **la mente è un sistema che manipola simboli secondo regole**. Questa tesi — poi chiamata da John Haugeland con il nome sprezzante ma preciso di *GOFAI* (Good Old-Fashioned Artificial Intelligence) — era il cuore del programma di ricerca che univa, malgrado le loro differenze superficiali, John McCarthy, Marvin Minsky, Allen Newell, Herbert Simon, e i fondatori della disciplina.

La tesi aveva alle spalle una genealogia filosofica illustre. Leibniz aveva sognato una *characteristica universalis* — un linguaggio formale in cui ogni pensiero potesse essere espresso e ogni inferenza potesse essere calcolata meccanicamente. Boole aveva costruito un'algebra del pensiero. Frege, Russell, e Whitehead avevano mostrato che la matematica — e con essa, presumibilmente, ogni ragionamento formale — era riducibile a logica. Turing aveva dimostrato che qualunque procedura effettiva poteva essere eseguita da una macchina universale. Il passo successivo sembrava naturale: se la mente è un sistema di ragionamento formale, e se i sistemi di ragionamento formale sono computazionalmente implementabili, allora la mente è computazionalmente implementabile.

Gli scacchi erano il banco di prova privilegiato per questa tesi, e non per caso. Shannon li aveva scelti perché erano un dominio in cui la

competenza era misurabile, le regole erano esplicite, e l'obiettivo era non ambiguo. Ma c'era una ragione più profonda: i grandi maestri di scacchi erano l'esempio canonico di intelligenza al suo limite — le figure la cui competenza sembrava richiedere qualcosa di straordinario, qualcosa che i profani non riuscivano ad analizzare. Se un programma avesse potuto replicare questa competenza, la tesi GOFAI sarebbe stata confermata in modo drammatico.

3.2.2 — Newell e Simon: il programma scacchistico come modello della mente

Alan Newell e Herbert Simon non erano interessati agli scacchi come gioco: erano interessati agli scacchi come *modello della cognizione umana*. Il loro programma scacchistico — dapprima il *Logic Theorist* (1955), poi il *General Problem Solver* (GPS, 1957), poi infine il programma scacchistico *NSS* (Newell-Shaw-Simon, 1958) — non era progettato per battere i campioni di scacchi. Era progettato per capire come ragionano gli esseri umani.

Il metodo di Newell e Simon era il **protocollo verbale a voce alta**: si chiedeva a giocatori umani di pensare ad alta voce mentre risolvevano problemi scacchistici, e si analizzavano le trascrizioni per identificare le strutture del processo di pensiero. Poi si costruiva un programma che replicasse queste strutture. Il programma era simultaneamente un modello cognitivo e un programma giocante: la sua validità come modello cognitivo dipendeva da quanto bene replicava i processi dei giocatori umani, non solo quanto bene produceva mosse corrette.

L'approccio di Newell e Simon era radicalmente diverso da quello che avrebbe poi dominato il computer chess: non si trattava di trovare

l'algoritmo più efficiente per esplorare l'albero di gioco, ma di replicare il modo in cui gli esseri umani *di fatto* esplorano lo spazio del problema. Questo approccio produsse programmi più deboli dei programmi puramente algoritmici dell'epoca — NSS giocava a un livello di principiante — ma produsse anche *Human Problem Solving* (1972), uno dei libri più influenti nella storia della psicologia cognitiva.

La tesi centrale di Newell e Simon — che la cognizione umana è elaborazione di simboli, e che questa elaborazione può essere modellata computazionalmente — era al contempo un'affermazione sulla mente e un programma di ricerca. I giochi da tavola erano il campo di prova perché offrivano un ambiente in cui le strutture simboliche erano esplicite (le posizioni, le mosse, le regole) e la prestazione era misurabile.

3.2.3 — La macchina come esperto: sistemi basati su regole

Negli anni Sessanta e Settanta, parallelamente al lavoro sui programmi scacchistici, l'IA simbolica sviluppò un approccio alternativo alla modellazione dell'expertise: i **sistemi esperti**. L'idea era semplice: invece di simulare il processo di ragionamento dell'esperto, si codificava esplicitamente la sua conoscenza in una base di regole del tipo *se C allora A* (*if C then A*), dove C è una condizione e A è un'azione o una conclusione.

Nel contesto degli scacchi, un sistema basato su regole potrebbe contenere regole del tipo:

- *Se il re è in posizione arrocata e i pedoni davanti al re sono intatti e il centro è chiuso, allora la posizione è sicura per il re.*
- *Se la torre è sulla settima traversa e il re avversario è sulla ottava traversa, allora la posizione della torre è eccellente.*

- *Se un pedone passato è protetto da un alfiere sulla diagonale corrispondente e l'avversario non ha pezzi a bloccare la promozione, allora il pedone passato è una minaccia critica.*

Questa rappresentazione della conoscenza scacchistica ha un vantaggio apparente: è trasparente, verificabile, e modificabile. Si può chiedere al programma perché ha valutato la posizione in un certo modo, e il programma può rispondere citando le regole che ha applicato. È una forma di **spiegabilità** che i sistemi successivi — e in particolare le reti neurali — non posseggono.

Ma il sistema basato su regole ha un limite fondamentale che divenne progressivamente evidente: la conoscenza scacchistica degli esperti non si lascia catturare integralmente in regole esplicite. Come de Groot aveva mostrato, come il capitolo 2.4 ha discusso, la competenza degli esperti è in larga parte tacita — inaccessibile alla verbalizzazione, e quindi non codificabile in regole. I sistemi basati su regole catturavano la conoscenza dichiarativa degli esperti, ma mancavano di qualcosa di essenziale: la valutazione intuitiva, il riconoscimento di pattern, il senso della posizione che non si riduce a nessun insieme finito di condizioni esplicite.

3.2.4 — Il periodo d'oro: Greenblatt, Mac Hack VI, e i primi tornei

Il primo programma scacchistico che raggiunse un livello di gioco appena al di sopra del principiante assoluto fu *Mac Hack VI* di Richard Greenblatt (1967), sviluppato al MIT. Mac Hack VI fu il primo programma scacchistico a competere in un torneo ufficiale della United States Chess Federation (USCF), nel 1967, e ottenne un rating di circa 1243 — il livello di un giocatore dilettante di categoria medio-bassa.

L'importanza di Mac Hack VI non era il livello di gioco — era il fatto di aver dimostrato che un programma poteva giocare a scacchi abbastanza bene da essere competitivo con giocatori umani reali in condizioni di torneo reale. Questo era un punto di svolta psicologico: gli scacchi non erano più solo un problema astratto su carta, ma un dominio in cui la macchina poteva competere con l'uomo.

Nel decennio successivo, i programmi scacchistici migliorarono rapidamente seguendo un percorso caratteristico: più potenza di calcolo, alberi di ricerca più profondi, funzioni di valutazione più sofisticate. Il ritmo di miglioramento era misurabile in punti Elo per anno: tra il 1967 e il 1977, il livello dei migliori programmi scacchistici passò da ≈ 1200 a ≈ 1900 — un avanzamento di settecento punti in un decennio, corrispondente al passaggio dal livello di principiante dilettante al livello di esperto forte.

Il programma *Chess 4.5* dell'Università del Northwestern, sviluppato da David Slate e Larry Atkin, vinse il campionato del mondo di computer chess nel 1977 con un rating stimato di circa 1900 Elo. Era il primo programma a raggiungere un livello paragonabile a quello di un giocatore esperto umano — non ancora un grande maestro, ma abbastanza forte da battere la grande maggioranza dei giocatori in qualunque club scacchistico del mondo.

3.2.5 — La congettura dei dieci anni e il realismo magico

Nel 1957, Herbert Simon fece una delle previsioni più famose — e più sbagliate — della storia dell'IA:

> "Within ten years a digital computer will be the world's chess champion."

La previsione non si avverò. Passarono non dieci, ma quarant'anni dalla previsione di Simon prima che Deep Blue battesse Kasparov nel 1997. Questo ritardo è importante non solo come aneddoto sulla difficoltà di prevedere il progresso tecnologico, ma come dato sulla struttura del problema: gli scacchi erano molto più difficili di quanto il paradigma GOFAI inizialmente assumesse.

La ragione del ritardo non era principalmente la potenza computazionale — anche se questa contava. Era la difficoltà di costruire una funzione di valutazione euristica $\hat{v}$ abbastanza buona da distinguere le posizioni buone da quelle cattive ai livelli più alti del gioco. I programmi della fine degli anni Sessanta e degli anni Settanta erano eccellenti nel calcolo tattico — nel trovare mosse forzate, nel calcolare sequenze di catture — ma erano mediocri nella valutazione strategica: nella capacità di distinguere una posizione strutturalmente superiore da una inferiore quando non c'erano tattiche immediate in gioco.

Questa difficoltà rifletteva esattamente il problema identificato nel capitolo precedente: la valutazione strategica dei grandi maestri è in gran parte tacita, non riducibile a regole esplicite. I programmi che cercavano di codificare la strategia scacchistica in regole esplicite — la Soluzione B di Shannon, nella sua forma GOFAI — si scontravano con i limiti fondamentali della conoscenza esplicita. I programmi che abbandonavano la strategia esplicita e si affidavano alla forza bruta — la Soluzione A di Shannon — erano più efficaci in pratica, ma producevano un tipo di gioco che i grandi maestri trovavano stilisticamente insoddisfacente: tatticamente solido, strategicamente incomprensibile.

3.2.6 — GOFAI e il go: un'impermeabilità strutturale

Se gli scacchi erano difficili per l'IA simbolica, il go era semplicemente impermeabile. Tutti i tentativi di sviluppare programmi di go competitivi attraverso l'approccio GOFAI — ricerca sull'albero di gioco con funzione di valutazione euristica — fallirono in modo spettacolare per decenni.

La ragione è strutturale. La funzione di valutazione euristica per gli scacchi — per quanto imperfetta — può essere costruita enumerando caratteristiche posizionali rilevanti: valore materiale, struttura dei pedoni, sicurezza del re, coordinazione dei pezzi. Queste caratteristiche possono essere definite localmente o semi-localmente, e la loro combinazione lineare produce una valutazione approssimativa della posizione che è abbastanza buona da guidare la ricerca in modo utile.

Nel go, nessuna decomposizione analoga è disponibile. Come discusso nel capitolo 2.5, la valutazione posizionale nel go è fondamentalmente non-locale: il valore di un gruppo di pietre dipende dall'intera tavola, non solo dalla sua configurazione locale. Una funzione $\hat{v}(p) = \sum_i w_i f_i(p)$ con caratteristiche locali f_i cattura una frazione trascurabile dell'informazione posizionalmente rilevante nel go.

Il risultato pratico era che i migliori programmi di go degli anni Ottanta e Novanta raggiungevano livelli di gioco corrispondenti a circa 5–6 kyu amatoriale — il livello di un principiante che ha giocato per qualche anno, ben al di sotto dei livelli amatoriali forti, e a distanza abissale dal livello professionale. Nei tornei tra programmi e giocatori umani, anche i giocatori dilettanti di medio livello battevano sistematicamente i migliori programmi dell'epoca, con handicap elevati.

Questa impermeabilità del go all'approccio GOFAI fu interpretata in due modi opposti. Da un lato — la posizione di Dreyfus — come conferma della tesi che il go richiede un tipo di intelligenza fondamentalmente diverso dalla manipolazione di simboli, un'intelligenza corporea, situata, olistica, che un computer simbolico non potrà mai replicare. Dall'altro — la posizione dei ricercatori di machine learning — come indicazione che l'approccio simbolico era semplicemente lo strumento sbagliato, e che un approccio diverso avrebbe funzionato.

3.2.7 — La critica di Dreyfus: le macchine non possono giocare a scacchi (davvero)

Hubert Dreyfus — filosofo fenomenologo della University of California Berkeley, allievo di Heidegger e Merleau-Ponty — attaccò il programma GOFAI in una serie di testi a partire dal 1965, culminando in *What Computers Can't Do* (1972, riveduto nel 1979 e nel 1992). L'attacco di Dreyfus era diretto al cuore della tesi GOFAI: l'assunzione che la cognizione umana sia manipolazione di simboli, e che questa manipolazione sia separabile dal corpo, dall'esperienza, e dal contesto.

Nel contesto degli scacchi, Dreyfus sollevò un argomento che anticipava il problema del tacit knowledge discusso nei capitoli precedenti: i grandi maestri di scacchi non ragionano come programmi. Non esplorano un albero di ricerca: percepiscono la scacchiera in modo diretto e gestalticamente, riconoscono configurazioni familiari, e selezionano mosse candidate in modo immediato e non deliberato. Un programma che esplora milioni di posizioni per trovare la mossa giusta sta facendo qualcosa di categorialmente diverso da ciò che fa un grande maestro.

Dreyfus era scientificamente corretto nella descrizione del processo cognitivo umano — de Groot aveva già dimostrato questo con l'evidenza sperimentale del chunking. Ma la sua conclusione normativa — che quindi le macchine non potranno mai giocare a scacchi al livello dei grandi maestri — si rivelò empiricamente sbagliata. Deep Blue batté Kasparov non *nonostante* l'approccio diverso da quello umano, ma *grazie* ad esso: la forza bruta computazionale superò la valutazione intuitiva umana perché, in un gioco con albero di gioco sufficientemente limitato, la ricerca profonda supera la comprensione intuitiva.

La lezione filosofica di questa sconfitta previsionale di Dreyfus è importante: le macchine non devono pensare *come* gli esseri umani per superarli in un compito. Possono farlo in modo completamente diverso. Questo non dimostra che il modo umano di pensare sia inferiore in senso generale — dimostra solo che gli scacchi sono abbastanza "computazionali" da cedere a un approccio non-umano.

3.2.8 — Il testamento dell'IA simbolica: cosa rimane

L'IA simbolica non è morta. È ancora presente come componente di molti sistemi moderni, come paradigma di riferimento per la spiegabilità, come linguaggio di formalizzazione della conoscenza di dominio. Ma come teoria della mente e come approccio all'intelligenza artificiale generale, ha ceduto il campo al machine learning e al deep learning.

Nei giochi astratti, il lascito dell'IA simbolica è preciso: l'albero di gioco minimax con potatura alfa-beta rimane, nella sua struttura, il cuore dei migliori programmi scacchistici dell'era pre-neurale. Programmi come Crafty, Fritz, Rybka — che dominavano il computer chess negli anni Novanta e Duemila — erano fondamentalmente sistemi alfa-beta con

funzioni di valutazione sempre più sofisticate, non sistemi radicalmente diversi da quello che Shannon aveva immaginato nel 1950.

La differenza era nella velocità: dove un computer del 1950 avrebbe potuto esplorare poche centinaia di posizioni al secondo, Rybka nel 2006 ne esplorava circa 3×10^6 al secondo. Questo guadagno di sei ordini di grandezza in velocità di calcolo — corrispondente all'incirca alla Legge di Moore applicata per cinquantasei anni — aveva trasformato un programma concettualmente elementare in un sistema invincibile a qualunque livello di gioco umano.

Ma aveva anche chiarito qualcosa di importante sul tipo di intelligenza che stava replicando: un'intelligenza *sostitutiva*, non *imitativa*. I programmi scacchistici simbolici non capivano gli scacchi — calcolavano meglio di qualunque essere umano nell'albero degli scacchi. Questa distinzione — tra capire e calcolare — sarebbe diventata il tema centrale del capitolo successivo.

Capitolo 3.3 — Deep Blue e la crisi del 1997: quando la macchina vinse senza capire

3.3.1 — La partita che cambiò la storia

L'11 maggio 1997, alle 19:50 di New York, Garry Kasparov abbandonò la partita 6 del match rivincita contro Deep Blue — il supercomputer IBM progettato specificamente per giocare a scacchi. La partita era durata solo diciannove mosse. Kasparov — campione del mondo in carica, considerato da molti il più forte giocatore della storia degli scacchi, con un rating Elo di 2851 — era stato sconfitto in modo netto, quasi umiliante.

Il match complessivo era terminato con il risultato di $3\frac{1}{2}$–$2\frac{1}{2}$ in favore di Deep Blue: tre vittorie del computer, due di Kasparov, una patta. Era la prima volta nella storia che un campione del mondo in carica veniva sconfitto da un programma in condizioni di torneo ufficiale.

La scena — Kasparov che si alza dal tavolo con un gesto brusco, scuote la testa, e lascia la sala — è probabilmente la più fotografata della storia degli scacchi. Le sue implicazioni culturali e filosofiche furono percepite immediatamente come enormi. Titoli di giornale in tutto il mondo dichiararono che la macchina aveva vinto, che l'intelligenza umana era stata superata, che il futuro era arrivato. *Newsweek* pubblicò un articolo dal titolo "The Brain's Last Stand" con una foto di Kasparov che fronteggiava il server di Deep Blue come un gladiatore davanti alla morte.

Ma cosa era successo esattamente? E cosa significava?

3.3.2 — Deep Blue: architettura di una macchina

Deep Blue era il prodotto di un progetto iniziato nel 1985 alla Carnegie Mellon University dal dottorando Feng-hsiung Hsu, che lo chiamò allora *ChipTest*. Hsu si trasferì poi a IBM nel 1989, dove il progetto — ribattezzato prima *Deep Thought*, poi *Deep Blue* — fu sviluppato da un team che includeva Murray Campbell, Joe Hoane, A. Joseph Hoane Jr., Jerry Brody, e il grande maestro Joel Benjamin, reclutato come consulente scacchistico.

L'architettura di Deep Blue era un sistema ibrido: un'unità di controllo centrale in software, eseguita su una workstation RS/6000, coordinava 480 chip VLSI progettati specificamente per l'analisi scacchistica. Ogni chip era un circuito integrato dedicato alla generazione delle mosse e alla valutazione delle posizioni — un'implementazione

hardware della funzione di valutazione $\hat{v}$ che permetteva velocità di calcolo enormemente superiori a qualunque implementazione software equivalente.

La capacità di calcolo era straordinaria per l'epoca: Deep Blue analizzava tra 100×10^6 e 200×10^6 posizioni al secondo — circa 2×10^8 nps (*nodes per second*). In una partita con controllo del tempo standard (due ore per 40 mosse), Deep Blue aveva a disposizione circa 5000 secondi per una partita di 80 mosse, ovvero circa 62 secondi per mossa in media. In questo tempo poteva analizzare circa 1.2×10^{10} posizioni per mossa — abbastanza per una ricerca alfa-beta che raggiungeva tipicamente una profondità di 12–14 mosse nel gioco normale, con estensioni selettive fino a 20–30 mosse nelle varianti tatticamente critiche.

La funzione di valutazione di Deep Blue era il componente più sofisticato — e più opaco — del sistema. Joel Benjamin e il team di IBM avevano lavorato per mesi a codificare conoscenza scacchistica avanzata nella funzione $\hat{v}$: centinaia di caratteristiche posizionali, con pesi ottimizzati attraverso una combinazione di tuning manuale e aggiustamento automatico. La funzione era abbastanza sofisticata da valutare, con ragionevole accuratezza, caratteristiche che richiedevano comprensione strategica profonda: la qualità delle strutture di pedoni a lungo termine, la coordinazione dei pezzi, la sicurezza del re in situazioni di attacco complesse.

Ma nessuna di queste caratteristiche era "compresa" da Deep Blue nel senso in cui un grande maestro comprende la posizione. Erano routine di calcolo che producevano numeri: il numero più alto indicava la posizione più favorevole per il Bianco, il più basso per il Nero. Il sistema non sapeva

perché una struttura di pedoni era buona o cattiva — calcolava un numero che correlava con la qualità della struttura di pedoni nelle posizioni con cui era stato calibrato.

3.3.3 — La partita 6: un'autopsia

La partita 6 del match del 1997 merita un'analisi dettagliata, perché è forse l'esemplificazione più nitida di ciò che significa "vincere senza capire".

Kasparov, giocando con il Nero, scelse un'apertura Caro-Kann — una scelta difensiva, prudente, in carattere con il bisogno di vincere ad ogni costo per pareggiare il match (-1 nel punteggio complessivo al momento). Deep Blue rispose con una variante aggressiva che produsse rapidamente una posizione tesa e tattica — esattamente il tipo di posizione che i programmatori di IBM avevano scelto di favorire: complessa, con molte mosse forzate, con un albero di ricerca denso che Deep Blue poteva esplorare meglio di qualunque giocatore umano.

Alla mossa 10, Deep Blue giocò $Ne2$ — una mossa che Kasparov descrisse come incomprensibile. Non sembrava sbagliata, ma non sembrava nemmeno giusta: un grande maestro avrebbe raramente scelto quella configurazione. In realtà, la mossa era il risultato di una ricerca profonda che aveva identificato una sequenza vantaggiosa — non immediatamente visibile alla valutazione umana — che si sarebbe manifestata solo dieci mosse dopo.

Alla mossa 19, in una posizione che i commentatori descrivevano come "abbastanza equilibrata", Kasparov abbandonò. La sua valutazione era che la posizione fosse perdente — e aveva ragione: la ricerca post-partita con motori moderni confermò che Kasparov aveva visto

correttamente, e che la posizione era disperata per il Nero nonostante non ci fossero tattiche immediate visibili. Ma la ragione per cui la posizione era perdente era una sequenza di mosse tecnicamente corrette che richiedeva un calcolo molto preciso per essere identificata — il tipo di calcolo in cui Deep Blue eccelleva strutturalmente.

Kasparov lasciò la sala visibilmente scosso. Nelle ore successive accusò IBM di aver imbrogliato: dichiarò di aver riconosciuto nella mossa 36 della partita 2 (una mossa di Deep Blue nella partita precedente) la traccia di intervento umano — una mossa troppo intelligente per essere prodotta da un algoritmo. L'accusa non fu mai provata, e i log di Deep Blue resi pubblici anni dopo indicavano che la mossa in questione era stata il risultato di un bug nella funzione di valutazione che aveva prodotto per caso una mossa particolarmente forte.

Questo episodio rivela qualcosa di interessante: **Kasparov stava cercando di interpretare il gioco di Deep Blue come se fosse il gioco di un'intelligenza umana**. Cercava intenzioni, strategie, debolezze sfruttabili — le stesse strutture che avrebbe cercato nell'analisi del gioco di un avversario umano. Ma Deep Blue non aveva intenzioni nel senso rilevante: aveva una funzione di valutazione e un algoritmo di ricerca. Il tentativo di Kasparov di interpretare il suo avversario come un'entità con psicologia fu il suo errore fondamentale.

3.3.4 — La domanda che il 1997 pone: capire o calcolare?

La sconfitta di Kasparov nel 1997 ha sollevato immediatamente una domanda che la filosofia dell'IA non ha ancora risolto definitivamente: **è necessario capire il gioco per giocarci bene?**

La risposta che Deep Blue sembrava dare era: no. Deep Blue non capiva gli scacchi nel senso in cui un grande maestro li capisce. Non aveva un modello di che cos'è una partita, di perché alcune strutture sono buone e altre cattive, di come si pianifica a lungo termine in modo intenzionale. Aveva una funzione di valutazione e un algoritmo di ricerca — entità matematiche che non implicano nessuna forma di comprensione.

Eppure Deep Blue aveva vinto. Aveva giocato, in diverse partite del match, mosse che i commentatori — tra cui molti grandi maestri — descrivevano come "brillanti", "profonde", "difficili da capire". Come si riconciliano queste descrizioni con la tesi che Deep Blue non capiva nulla?

La riconciliazione è questa: le descrizioni dei commentatori erano *dall'esterno*, dalla prospettiva di un osservatore che interpretava le mosse di Deep Blue con gli strumenti cognitivi che usa per interpretare le mosse di un giocatore umano. "Brillante" e "profonda" sono predicati che si applicano a mosse in relazione a un osservatore con una certa comprensione del gioco — non proprietà intrinseche delle mosse in sé. La mossa $Ne2$ di Deep Blue era "incomprensibile" perché richiedeva un calcolo a lungo termine che Kasparov non riusciva a fare mentalmente in tempo reale. Non era "incomprensibile" perché fosse frutto di un insight creativo inattingibile: era semplicemente il risultato di una ricerca profonda su un albero di gioco.

Questo argomento è una versione della distinzione di Searle tra **sintassi** e **semantica**. Deep Blue manipolava simboli (posizioni scacchistiche, valori numerici) secondo regole formali (l'algoritmo minimax con potatura alfa-beta) producendo output corretti (mosse forti). Ma non c'era, in nessun componente del sistema, comprensione del *significato* delle posizioni — non c'era rappresentazione di che cosa

significhi “un re in sicurezza”, “un pedone passato è una minaccia”, “questa struttura porta a un finale vinto”. C’erano solo numeri e operazioni su numeri.

Il problema filosofico con questa conclusione è che non è chiaro cosa significhi, esattamente, che un grande maestro umano *comprenda* il significato delle posizioni in senso diverso da Deep Blue. La comprensione del grande maestro è implementata nel suo sistema nervoso — in strutture neurali che, in ultima analisi, manipolano segnali elettrochimici secondo leggi fisiche. In che senso questa manipolazione è “comprensione” mentre quella di Deep Blue non lo è?

La risposta di Searle — la semantica emerge dall’architettura biologica, non dalla struttura funzionale — è potente ma controversa. La risposta dei funzionalisti — che la comprensione è una proprietà funzionale, non biologica, e che quindi Deep Blue potrebbe in linea di principio comprenderla — è ugualmente controversa. Il 1997 ha reso questa domanda urgente in modo concreto, non solo astratto.

3.3.5 — La risposta di Kasparov: il centauro

Kasparov non accettò la sconfitta come definitiva — né in senso sportivo né in senso filosofico. Negli anni successivi elaborò una risposta originale alla sfida computazionale: il **freestyle chess** o **advanced chess**, dove umani e computer giocano insieme contro avversari umani o umano-computer.

L’idea del centauro — l’ibrido umano-macchina — era affascinante. Il grande maestro fornisce la comprensione strategica globale, il modello della posizione, l’interpretazione delle intenzioni dell’avversario; il

computer fornisce il calcolo tattico preciso, la verifica delle varianti, la funzione di valutazione quantitativa. La combinazione, ragionava Kasparov, dovrebbe essere superiore sia al grande maestro puro sia al computer puro.

Nei primi anni di questi tornei freestyle — tra il 2005 e il 2010 circa — l'intuizione di Kasparov si rivelò corretta: le coppie umano-computer vincevano regolarmente contro sia i computer puri sia i grandi maestri puri. In un torneo freestyle del 2005, due giocatori amatoriali dotati di tre computer consumer e di una tecnica di analisi sofisticata batterono sia i migliori programmi scacchistici sia i grandi maestri con accesso a singoli computer potenti.

Ma questa finestra si chiuse rapidamente. Con l'avanzare della potenza computazionale — e con l'arrivo dei motori a reti neurali come Stockfish NNUE e poi Leela Chess Zero — il vantaggio marginale del contributo umano divenne trascurabile rispetto all'errore introdotto dalla collaborazione. I computer moderni sono abbastanza forti che la "comprensione" umana aggiunta al loro calcolo non migliora il risultato — anzi, spesso lo peggiora, perché il giocatore umano introduce bias e indirizza il computer verso linee che giudica "logiche" ma che sono inferiori a quelle che il computer avrebbe trovato da solo.

La finestra del centauro è chiusa. E questo è un risultato filosofico di importanza non banale: suggerisce che la comprensione umana della posizione scacchistica — che pure è reale, come de Groot ha dimostrato, come il capitolo 2.1 ha illustrato — è computazionalmente inferiore al calcolo di un motore moderno, non superiore a esso e non complementare a esso in modo sinergico. Almeno negli scacchi.

3.3.6 — Kasparov aveva sentito "una mano diversa"

C'è un dettaglio del match del 1997 che merita attenzione filosofica: Kasparov dichiarò, nella conferenza stampa dopo la partita 2 — quella con la famosa mossa incomprensibile — di aver sentito "una mano diversa" in quella mossa. Una presenza, qualcosa di diverso dalla fredda macchina che si aspettava.

Questa dichiarazione fu molto commentata. I sostenitori delle teorie dell'IA debole la liquidarono come una proiezione antropomorfica — Kasparov stava attribuendo intenzioni a un sistema che non le aveva. I sostenitori di visioni più forti ci videro una conferma: se il più forte giocatore di scacchi del mondo percepiva qualcosa di simile all'intenzione nel gioco di Deep Blue, forse c'era qualcosa di quel genere.

La spiegazione più parsimoniosa è psicologica: Kasparov, professionalmente abituato ad analizzare il gioco degli avversari come espressione di una psicologia — di un carattere, di una strategia, di tendenze cognitive — applicò la stessa struttura interpretativa a Deep Blue. E quella struttura trovò qualcosa: la funzione di valutazione di Deep Blue, calibrata su migliaia di partite di grandi maestri, *rifletteva* la conoscenza scacchistica umana. Non la comprendeva — ma la modellava statisticamente. Una mossa prodotta da quel modello poteva avere, superficialmente, qualcosa della qualità di una mossa umana profonda, anche senza nessuna comprensione sottostante.

Questo meccanismo — la riflessione statistica della conoscenza umana senza comprensione — è diventato il cuore dei sistemi di machine learning. Deep Blue lo implementava in forma elementare, attraverso la funzione di valutazione codificata manualmente. I sistemi successivi lo

hanno implementato in forma radicalmente più potente, attraverso l'apprendimento automatico su grandi corpora di dati. Ma la struttura filosofica è la stessa: produrre output statisticamente indistinguibili dall'output di un sistema intelligente, senza necessariamente implementare i processi cognitivi che producono quell'intelligenza nell'essere umano.

3.3.7 — 1997: un prima e un dopo

Il 1997 è uno spartiacque nella storia dei rapporti tra intelligenza umana e intelligenza artificiale — non perché abbia risolto le domande filosofiche sottostanti, ma perché le ha rese concrete e urgenti.

Prima del 1997, la questione "le macchine possono essere intelligenti?" era accademica — interessante, ma senza conseguenze pratiche immediate. La macchina più forte esistente giocava a un livello inferiore al campione del mondo; la distanza sembrava ancora mantenibile. Dopo il 1997, la distanza non esisteva più — almeno negli scacchi. E il fatto che la macchina avesse vinto senza capire — senza nessuna delle strutture cognitive che i capitoli del Blocco II hanno identificato come caratteristiche dell'expertise umana — rendeva la vittoria più inquietante, non meno.

Kasparov, negli anni successivi, scrisse *How Life Imitates Chess* (2007) e poi, soprattutto, *Deep Thinking* (2017) — un'analisi retrospettiva del match del 1997 e delle sue implicazioni. La tesi di Kasparov, maturata in vent'anni di riflessione, era questa: Deep Blue non era intelligente — era potente. E il fatto che la potenza avesse battuto l'intelligenza negli scacchi non dimostrava la superiorità dell'intelligenza artificiale sull'intelligenza

umana, ma solo la superiorità della forza bruta su un dominio abbastanza limitato da cedere alla forza bruta.

Kasparov aveva ragione — parzialmente. Ma l'arrivo di AlphaZero nel 2017 avrebbe reso anche questa posizione di ripiego più difficile da sostenere. AlphaZero non era solo potente: era potente *e* produceva un tipo di gioco che i grandi maestri descrivevano come qualitativamente diverso dalla forza bruta. Come, e perché — è il tema del capitolo 3.5.

Capitolo 3.4 — Il decennio intermedio: dopo Deep Blue, prima di AlphaGo

3.4.1 — Gli scacchi come problema "risolto"

Nei mesi che seguirono la sconfitta di Kasparov nel 1997, la comunità dell'intelligenza artificiale raggiunse un consenso informale su una proposizione singolare: **gli scacchi erano un problema risolto**. Non nel senso matematico preciso — il gioco non era stato "risolto" nel senso di determinare il risultato ottimale con gioco perfetto da entrambe le parti, come era stato fatto con la dama nel 2007 da Jonathan Schaeffer — ma nel senso pragmatico: un programma scacchistico poteva ormai battere qualunque essere umano in qualunque condizione di gioco. Il problema di costruire un campione del mondo artificiale era chiuso.

Questa conclusione aveva conseguenze inaspettate. Da un lato, produsse un relativo disinteresse della ricerca sull'IA per gli scacchi: i problemi aperti erano altrove. Dall'altro, liberò un'enorme comunità di programmatori — dilettanti e professionisti — di dedicarsi all'ottimizzazione dei motori scacchistici non per scopi di ricerca ma per

scopi sportivi e commerciali: il mercato dei motori di analisi per scacchisti umani era redditizio, e la competizione tra Rybka, Fruit, Crafty, Fritz, e decine di altri programmi era una competizione commerciale e artigianale, non scientifica.

Per la ricerca sull'IA, il terreno si spostò sul go. Il go era il problema che aveva resistito all'approccio GOFAI, che sembrava genuinamente più vicino alla struttura della cognizione umana, e che rimaneva completamente aperto. Nei tornei ufficiali tra programmi e giocatori umani di go, anche forti dilettanti amatoriali battevano sistematicamente i migliori programmi. La distanza tra intelligenza artificiale e intelligenza umana nel go era ancora enorme — e si parlava di decenni prima che un programma potesse competere con i professionisti.

3.4.2 — La rivoluzione silenziosa: Monte Carlo Tree Search

Nel 2006, quasi senza clamore, una pubblicazione cambiò radicalmente lo stato dell'arte nel go computazionale: Rémi Coulom presentò al *Computer Games Workshop* di Torino un articolo intitolato *Efficient Selectivity and Backup Operators in Monte-Carlo Tree Search*. L'articolo descriveva un nuovo algoritmo per la ricerca sull'albero di gioco — la **Monte Carlo Tree Search** (MCTS) — che avrebbe nel giro di pochi anni portato i migliori programmi di go da livello di debole dilettante a livello di forte dilettante, e poi a competere con i professionisti.

L'idea fondamentale della MCTS è elegante e sorprendente. Invece di valutare una posizione attraverso una funzione euristica $\hat{v}$ — che per il go era quasi impossibile da costruire in modo affidabile — si valuta la posizione attraverso **simulazioni casuali di gioco** (*rollout*): da una posizione p, si giocano molte partite fino alla fine con mosse casuali (o

semi-casuali), e si stima il valore di p come la percentuale di vittorie nelle simulazioni:

$$\hat{v}_{MC}(p) = \frac{numero\ di\ vittorie\ nelle\ simulazioni\ da\ p}{numero\ totale\ di\ simulazioni\ da\ p}$$

Questo stimatore è non-parametrico e non richiede nessuna conoscenza del dominio per essere definito: si applica a qualunque gioco con risultato binario, indipendentemente dalla struttura del gioco. La sua qualità dipende dal numero di simulazioni: con abbastanza simulazioni, converge al valore minimax reale.

Il problema della MCTS pura — con rollout completamente casuali — è che le simulazioni sono di bassa qualità: le mosse casuali non sono le mosse che due buoni giocatori farebbero, e quindi la stima del valore è distorta. La soluzione di Coulom fu di combinare la stima Monte Carlo con una strategia di esplorazione intelligente dell'albero, usando l'algoritmo **UCB1** (*Upper Confidence Bound*):

$$UCB1(p,a) = \hat{v}\left(p_a\right) + C\sqrt{\frac{lnN(p)}{N\left(p_a\right)}}$$

dove p_a è la posizione raggiunta giocando la mossa a da p, $N(p)$ è il numero di volte che il nodo p è stato visitato, $N\left(p_a\right)$ è il numero di volte che il nodo p_a è stato visitato, e $C > 0$ è un parametro che bilancia esplorazione ed exploitation. Il termine $\hat{v}\left(p_a\right)$ favorisce le mosse che hanno dato buoni risultati nelle simulazioni passate (*exploitation*); il termine $C\sqrt{lnN(p)/N\left(p_a\right)}$ favorisce le mosse poco esplorate (*exploration*).

Questa combinazione — chiamata **UCT** (*Upper Confidence bounds applied to Trees*), sviluppata indipendentemente da Kocsis e Szepesvári nel

2006 — produsse un salto qualitativo immediato nel go computazionale. I programmi che adottarono MCTS/UCT raggiunsero in pochi anni livelli di gioco che i programmi alfa-beta non erano riusciti a raggiungere in decenni. Il programma *MoGo* di Guillaume Chaslot e colleghi, basato su MCTS, raggiunse nel 2008 un livello di circa 3–4 dan amatoriale su tavola 9×9 — già superiore a qualunque programma precedente.

3.4.3 — Il problema dei rollout: conoscenza di dominio come euristica

La MCTS pura con rollout casuali era già un progresso enorme rispetto all'approccio alfa-beta nel go. Ma i rollout casuali rimanevano una limitazione: le partite simulate contenevano mosse assurde che nessun giocatore ragionevole avrebbe mai giocato, il che distorceva sistematicamente la stima del valore.

La risposta naturale fu di migliorare la qualità dei rollout introducendo conoscenza di dominio: invece di scegliere le mosse dei rollout uniformemente a caso, si usava una **politica di rollout** $\pi_r : P \to \Delta(M(p))$ — una distribuzione di probabilità sulle mosse legali, calibrata su conoscenza scacchistica o go. La politica di rollout non doveva essere ottimale — bastava che fosse abbastanza buona da rendere le simulazioni plausibili.

Le politiche di rollout per il go erano costruite attraverso una combinazione di euristiche manuali (preferire mosse che catturano pietre avversarie, evitare mosse che entrano in *atari* senza ragione) e pattern statistici estratti da banche dati di partite umane professionali. Questa

combinazione produceva rollout qualitativamente molto superiori a quelli casuali, e quindi stime di valore molto più accurate.

Il programma *Crazy Stone* di Coulom — il successore di MCTS puro — e poi *Zen* del team giapponese di Yoji Ojima raggiunsero livelli di gioco sempre più elevati attraverso questo approccio ibrido: MCTS con politiche di rollout sempre più sofisticate. Nel 2012, Zen riuscì a battere il professionista giapponese Takemiya Masaki in una partita con quattro pietre di vantaggio — un risultato straordinario per l'epoca, anche se ancora lontano dal livello di parità con i professionisti forti.

3.4.4 — Il decennio dell'apprendimento automatico: un contesto più ampio

Mentre il go computazionale progrediva lentamente attraverso MCTS e politiche di rollout migliorate, una rivoluzione più ampia stava trasformando l'intelligenza artificiale nel suo complesso. Tra il 2006 e il 2016, il **deep learning** — le reti neurali profonde addestrate su grandi quantità di dati attraverso la backpropagation — passò da tecnica marginale a paradigma dominante.

I risultati erano notevoli e misurabili. Nel 2012, la rete neurale *AlexNet* di Krizhevsky, Sutskever e Hinton vinse il concorso ImageNet per il riconoscimento di immagini con un margine di errore drammaticamente inferiore a qualunque sistema precedente: 15.3% contro il 26.2% del secondo classificato. Nel 2014, il sistema *Word2Vec* di Mikolov et al. mostrò che reti neurali addestrate su grandi corpora di testo producevano rappresentazioni vettoriali del significato delle parole con proprietà algebriche sorprendenti: $Re - Uomo + Donna \approx Regina$ nello spazio dei vettori semantici. Nel 2015, DeepMind — la società di IA acquisita da

Google nel 2014 — pubblicò un paper su *Nature* dimostrando che un sistema di deep reinforcement learning poteva imparare a giocare a decine di videogiochi Atari a livello superumano, partendo solo dai pixel dello schermo e dal punteggio, senza nessuna conoscenza del gioco.

Questi risultati suggerivano che il deep learning poteva funzionare come funzione di valutazione nelle applicazioni ai giochi — sostituendo le funzioni euristiche progettate manualmente con reti neurali addestrate su dati. Questa intuizione era al centro del progetto che DeepMind stava sviluppando in segreto dal 2014: AlphaGo.

3.4.5 — Il go come frontiera: perché il go era diverso dagli scacchi

Per capire il salto qualitativo che AlphaGo avrebbe rappresentato, è necessario comprendere esattamente perché il go era rimasto una frontiera aperta per così lungo tempo dopo la risoluzione degli scacchi.

La risposta superficiale — il branching factor più elevato ($b \approx 250$ vs $b \approx 35$) — è corretta ma incompleta. La risposta più profonda riguarda la struttura della valutazione posizionale.

Negli scacchi, la funzione di valutazione euristica $\hat{v}$ può essere costruita in modo approssimativamente additivo: il valore posizionale è la somma del valore materiale, della struttura dei pedoni, della sicurezza del re, e di alcune caratteristiche posizionali aggiuntive. Questa struttura additiva permette di approssimare ragionevolmente $\hat{v}$ con un vettore di pesi e caratteristiche:

$$\hat{v}_{scacchi}(p) = w^{\top} \phi(p)$$

dove $\phi(p) \in R^n$ è il vettore delle caratteristiche della posizione p e $w \in R^n$ sono i pesi. La funzione di valutazione di Deep Blue aveva circa 8000 caratteristiche — un vettore di grandi dimensioni, ma strutturato e interpretabile.

Nel go, nessuna decomposizione analoga funziona in modo soddisfacente. Il territorio è una grandezza globale: non si può calcolare il territorio del Bianco sommando contributi locali, perché il confine tra il territorio del Bianco e quello del Nero dipende da tutto il resto della tavola. Le configurazioni di pietre hanno valore solo in relazione al contesto globale. E il contesto globale cambia con ogni mossa.

Una metrica concreta di questa differenza è la **correlazione** tra la funzione di valutazione euristica e il risultato reale della partita. Negli scacchi, una buona funzione euristica correla con il risultato effettivo per $r \approx 0.8–0.9$ — è una stima ragionevolmente affidabile. Nel go, le migliori funzioni euristiche costruite prima del deep learning correlavano con il risultato effettivo per $r \approx 0.4–0.5$ — sostanzialmente un'informazione debole, poco più che il caso.

Questa differenza nella struttura della valutazione posizionale spiega perché la forza bruta — la Soluzione A di Shannon — funzionava per gli scacchi ma non per il go: con una funzione di valutazione scadente, aumentare la profondità di ricerca non migliora la qualità delle mosse in modo proporzionale, perché le valutazioni ai nodi foglia sono comunque inaffidabili.

3.4.6 — Il decennio dei database: statistiche come conoscenza

Un contributo importante del decennio 1997–2007 al go computazionale fu lo sviluppo di grandi database di partite professionali — e di metodi per estrarre conoscenza da questi database in forma statistica.

Il più importante di questi metodi era la **statistica dei joseki**: i *joseki* sono sequenze di mosse standardizzate negli angoli della tavola, sviluppate e perfezionate nei secoli dalla tradizione professionale asiatica, che rappresentano una forma di equilibrio locale. Un database di milioni di partite professionali permetteva di calcolare, per ogni *joseki* e ogni variante, la percentuale di vittorie — fornendo una stima empirica del valore posizionale di diverse scelte.

Questo approccio — la statistica come sostituto della comprensione — anticipava in forma elementare l'approccio delle reti neurali. Non richiedeva di costruire una funzione di valutazione esplicita: richiedeva solo di accumulare abbastanza dati da permettere inferenze statistiche affidabili. Era limitato dalle dimensioni del database e dalla rappresentatività delle partite incluse — ma fornì la base empirica che i sistemi successivi avrebbero utilizzato per l'addestramento.

La comunità del go computazionale stava, inconsapevolmente, preparando il terreno per AlphaGo: raccogliendo dati, sviluppando infrastrutture di analisi, e identificando le caratteristiche statisticamente rilevanti della posizione che qualunque sistema di apprendimento automatico avrebbe poi dovuto catturare.

3.4.7 — La promessa mancata e il cambio di paradigma

Il decennio 1997–2007 si chiuse con una constatazione che era al tempo stesso un fallimento e una promessa: i programmi di go migliori erano

enormemente migliorati rispetto alla situazione pre-MCTS, ma rimanevano ancora distanti dal livello professionale su tavola 19×19. La frontiera non era stata superata.

Il cambio di paradigma era già nell'aria. Diversi ricercatori avevano proposto di usare reti neurali come politiche di selezione delle mosse nella MCTS — un'idea naturale, dato il successo del deep learning nel riconoscimento di immagini. La tavola da go è, in fondo, un'immagine 19×19: le tecniche di visione artificiale che avevano rivoluzionato il riconoscimento di oggetti potevano, in linea di principio, essere applicate al riconoscimento di strutture posizionali nel go.

Mancava l'ingrediente sintetizzante: un gruppo di ricerca con le risorse, le competenze, e la visione per combinare MCTS, reti neurali profonde, e reinforcement learning in un sistema coerente. Quel gruppo si chiamava DeepMind. Il risultato si chiamò AlphaGo.

3.4.8 — Una nota sul go e l'umiltà dell'IA

Prima di concludere il decennio intermedio, vale la pena registrare un aspetto culturale del periodo che rischia di essere trascurato nella narrazione del progresso tecnico.

Nel decennio 1997–2007, i migliori giocatori di go del mondo — i 9-dan coreani, cinesi e giapponesi che dominavano i tornei internazionali — non erano preoccupati dall'IA. Non perché fossero arroganti, ma perché l'evidenza empirica non lasciava spazio alla preoccupazione: i migliori programmi di go erano abbattibili con facilità da qualunque forte dilettante, figurarsi da un professionista. Il go sembrava davvero un

dominio in cui l'intelligenza umana aveva qualcosa di strutturalmente irriproducibile dalla macchina.

Lee Sedol, intervistato nel 2013 sulla possibilità che un computer potesse batterlo entro dieci anni, rispose che credeva ci volessero almeno cento anni prima che un programma potesse sfidare i professionisti ad armi pari. Tre anni dopo, nel marzo 2016, perse quattro partite su cinque contro AlphaGo.

Questo collasso di aspettativa — da "impossibile in centinaia d'anni" a "già fatto" in tre anni — è forse il fatto più sorprendente dell'intera storia dell'IA nei giochi. Non perché lo sviluppo tecnico sia stato rapido in senso assoluto: AlphaGo fu il prodotto di anni di lavoro di un team eccezionale. Ma perché la discontinuità tra i sistemi pre-AlphaGo e AlphaGo stesso fu così grande da sembrare, dall'esterno, un salto qualitativo invece di una progressione quantitativa. In un certo senso, lo era.

Capitolo 3.5 — AlphaGo (2016): la rivoluzione in tre atti

3.5.1 — Il paper su *Nature*

Il 28 gennaio 2016, la rivista *Nature* pubblicò in copertina un articolo di David Silver, Aja Huang, Chris Maddison e colleghi di DeepMind, intitolato *Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search*. L'articolo presentava AlphaGo — il primo programma di go capace di battere giocatori professionisti su tavola 19×19 senza handicap.

La notizia aveva un impatto culturale immediato e globale, in particolare nell'Asia orientale dove il go è parte del patrimonio culturale

nazionale. In Corea, Cina e Giappone, i giornali sportivi aprirono con la notizia in prima pagina. La scelta di *Nature* come sede della pubblicazione — la rivista scientifica più prestigiosa al mondo — segnalava che si trattava di un risultato scientifico di prima grandezza, non solo di un risultato ingegneristico.

AlphaGo era stato addestrato in una fase precedente battendo il campione europeo Fan Hui per 5-0 in ottobre 2015 — un risultato già storico, ma ancora lontano dal livello dei campioni mondiali coreani e cinesi. Il paper su *Nature* descriveva questa vittoria e l'architettura del sistema. Il vero test era programmato per marzo 2016, a Seoul: cinque partite contro Lee Sedol, considerato da molti il migliore giocatore della sua generazione.

3.5.2 — L'architettura di AlphaGo: tre componenti e la loro interazione

AlphaGo non era un singolo algoritmo: era un sistema composito che integrava tre componenti distinte in modo innovativo. Comprendere l'architettura è necessario per comprendere sia il risultato che le sue implicazioni.

La rete di politica per supervisione (*Supervised Learning Policy Network*, p_σ). La prima componente era una rete neurale convoluzionale profonda — con 13 strati convoluzionali — addestrata attraverso apprendimento supervisionato su un database di 30 milioni di posizioni estratte da circa 160 000 partite di giocatori forti sul server KGS (Kiseido Go Server). La rete riceveva in input una rappresentazione 19×19×48 della posizione — le 48 features includevano la presenza di pietre nere e

bianche, le libertà, le catture possibili, e caratteristiche statisticamente rilevanti — e produceva in output una distribuzione di probabilità sulle mosse legali:

$$p_\sigma(\cdot|p) \in \Delta(M(p))$$

L'accuratezza di p_σ nel predire la mossa effettivamente giocata dal giocatore umano era del 57% — un numero sorprendentemente alto, considerando che ci sono in media 250 mosse legali in ogni posizione di go. Per confronto, i migliori sistemi precedenti raggiungevano accuratezze del 44%.

La rete di politica per reinforcement learning (p_ρ). La seconda componente partiva da p_σ e la migliorava attraverso reinforcement learning: la rete veniva fatta giocare contro versioni precedenti di se stessa, e i pesi venivano aggiornati per massimizzare la probabilità di vittoria a lungo termine — non la corrispondenza con le mosse umane, ma il risultato della partita. Formalmente, il gradiente dell'obiettivo di reinforcement learning è:

$$\nabla_\rho J(\rho) = E\left[z_t \nabla_\rho log p_\rho\left(a_t|p_t\right)\right]$$

dove $z_t \in \{-1, +1\}$ è il risultato della partita dalla prospettiva del giocatore corrente, a_t è la mossa giocata al turno t, e l'aspettazione è calcolata sulle distribuzioni di gioco indotte da p_ρ. La rete p_ρ batteva p_σ nell'80% delle partite giocate direttamente tra le due.

La rete di valore (*Value Network*, v_θ). La terza componente era la più innovativa. Invece di valutare le posizioni attraverso simulazioni casuali — come nella MCTS tradizionale — AlphaGo addestrò una rete neurale

convoluzionale a predire direttamente il risultato atteso della partita da una posizione. Questa rete condivide la stessa profondità convoluzionale della policy network (13 strati), ma la sua architettura finale è diversa: invece del layer softmax che produce una distribuzione di probabilità sulle mosse, la value network si chiude con strati fully-connected che producono un singolo valore scalare:

$$v_\theta(p) \approx E\left[z|p, a \sim p_\rho\right]$$

dove z è il risultato finale della partita e l'aspettazione è calcolata su partite giocate da entrambi i lati con la rete p_ρ. La rete di valore era addestrata su 30 milioni di posizioni distinte — estratte da 30 milioni di partite di self-play con p_ρ — per evitare l'overfitting.

L'integrazione nella MCTS. Le tre reti venivano integrate in un albero di ricerca MCTS modificato. Ad ogni nodo dell'albero, la selezione della mossa da esplorare combinava tre segnali:

$$Q(p,a) + \lambda_1 p_\sigma(a|p)/(1 + N(p,a)) + \lambda_2 P_{bonus}(p,a)$$

dove $Q(p,a)$ è la stima del valore della mossa a basata sulle simulazioni precedenti, $p_\sigma(a|p)$ è la probabilità a priori assegnata dalla rete di politica, $N(p,a)$ è il numero di volte che la mossa a è stata esplorata, e λ_1, λ_2 sono iperparametri. La valutazione ai nodi foglia combinava la rete di valore e i rollout con la politica veloce:

$$V\left(p_L\right) = (1 - \lambda) v_\theta\left(p_L\right) + \lambda z^-\left(p_L\right)$$

dove $z^-\left(p_L\right)$ è la media dei risultati dei rollout da p_L e $\lambda \in [0,1]$ è un parametro di mixing. Nella versione finale di AlphaGo, il contributo della

rete di valore e dei rollout era approssimativamente uguale — un equilibrio che cambiò radicalmente nelle versioni successive.

3.5.3 — Primo atto: il match con Lee Sedol

Il match tra AlphaGo e Lee Sedol si tenne a Seoul dall'8 al 15 marzo 2016, con un montepremi di un milione di dollari. Lee Sedol era il campione con il maggior numero di titoli internazionali nella storia recente del go, con un rating di 9 dan professionista. La previsione della comunità internazionale di go era divisa: alcuni esperti credevano che AlphaGo potesse vincere alcune partite, ma nessuno — o quasi — prevedeva una vittoria nel match.

Partita 1 (8 marzo). AlphaGo giocò con il Bianco e vinse in modo netto. Lee Sedol descrisse il gioco di AlphaGo come "molto forte" ma "non perfetto" — notò alcune mosse che gli sembravano strane, posizioni che non avrebbe scelto. Eppure aveva perso. La comunità del go rimase scossa: era una vittoria reale, non un'anomalia.

Partita 2 (10 marzo). La più importante del match dal punto di vista tecnico, e la più commentata. Al momento 37 del Bianco — una mossa sulla quinta linea nell'area destra della tavola — i commentatori in studio rimasero in silenzio per alcuni secondi. Il commentatore Michael Redmond 9-dan disse: "È una mossa molto interessante… non è sicuramente una mossa umana." Uno degli assistenti in studio uscì per verificare se ci fosse stato un errore nella trasmissione. Lee Sedol, in sala, lasciò il tavolo per una quindicina di minuti.

La **Mossa 37** — che la stampa avrebbe poi ribattezzato "la mossa divina" — era, nei termini tecnici del go, una mossa sulla "quinta linea"

nella parte superiore della tavola, in una posizione che nessun professionista avrebbe considerato. I grandi maestri di go hanno regole empiriche profondamente radicate sull'apertura: si costruisce dalle posizioni d'angolo verso i lati, usando le quattro linee (la quarta come punto di equilibrio tra influenza e territorio). Una mossa sulla quinta linea in quella fase della partita sembrava un errore, o al massimo un esperimento stilistico privo di giustificazione.

Eppure la mossa si rivelò corretta, profondamente corretta, in un senso che richiedeva un calcolo a lunghissimo termine per essere compreso. AlphaGo aveva identificato — attraverso la combinazione di rete di politica, rete di valore, e ricerca MCTS — che quella mossa, apparentemente strana, portava a una struttura posizionale vantaggiosa venti mosse più tardi, in un modo che nessun professionista aveva identificato nella tradizione accumulata di secoli di teoria del go.

Lee Sedol perse la partita 2. E il modo in cui perse — guardando una mossa che non capiva, ritirandosi per riflettere, tornando e perdendo ugualmente — era più sconvolgente della sconfitta stessa.

Partite 3, 4 e 5. AlphaGo vinse le partite 3 e 5; Lee Sedol vinse la partita 4 — l'unica partita vinta da un essere umano contro qualunque versione di AlphaGo in condizioni di gioco standard. La mossa che cambiò la partita 4 fu la **Mossa 78** di Lee Sedol — un *tesuji* (mossa tattica brillante) nell'angolo in basso a sinistra che AlphaGo non aveva calcolato. I sistemi di post-analisi mostrarono che AlphaGo aveva assegnato una probabilità dello 0.007% a quella mossa — era così "umana", così narrativa e inaspettata, che non rientrava nella distribuzione delle mosse che il sistema si aspettava da un buon giocatore. Lee Sedol la chiamò "il tocco di Dio".

3.5.4 — Secondo atto: la Mossa 37 e la Mossa 78 come specchio

Le due mosse iconiche del match — la Mossa 37 di AlphaGo e la Mossa 78 di Lee Sedol — meritano un'analisi parallela, perché sono speculari in modo illuminante.

La **Mossa 37** era una mossa che nessun essere umano avrebbe giocato — non perché fosse sbagliata, ma perché era al di fuori dello spazio delle mosse che la tradizione del go aveva esplorato e consolidato. AlphaGo la trovò perché la sua ricerca non era limitata dalla tradizione: non aveva introiettato le regole empiriche dei *joseki* come vincoli, ma le aveva apprese come segnali probabilistici che potevano essere violati se la rete di valore indicava che la violazione era vantaggiosa. Il risultato fu una mossa genuinamente nuova — un'espansione dello spazio strategico del go.

La **Mossa 78** era una mossa che AlphaGo non si aspettava — non perché fosse impossibile calcolarla, ma perché il sistema di reinforcement learning aveva ottimizzato su una distribuzione di mosse che rifletteva il gioco di forti giocatori umani, e la Mossa 78 era così "umana" — così narrativa, così piena di significato contestuale — da cadere nelle code della distribuzione. La mossa aveva un significato che dipendeva dall'interpretazione dell'intera partita come narrazione: era la risposta di Lee Sedol alla crisi che aveva percepito nella posizione, una risposta che richiedeva di capire non solo la posizione ma la *situazione* — chi stava vincendo, cosa significava vincere, dove era il punto di vulnerabilità del sistema avversario.

Le due mosse insieme definiscono i confini del territorio creativo che il go — come campo di prova dell'intelligenza — mette a disposizione. La Mossa 37 era creatività senza comprensione: una novità genuina prodotta

dall'ottimizzazione statistica. La Mossa 78 era comprensione senza ottimizzazione: una risposta situazionale che richiedeva di interpretare il gioco come discorso, non come calcolo.

3.5.5 — Terzo atto: le implicazioni per la teoria del go

Il match del marzo 2016 ha avuto conseguenze immediate e durature sulla teoria del go — sul corpus di conoscenza strategica e tattica accumulato in secoli di tradizione professionale asiatica.

La prima conseguenza fu la revisione di alcune assunzioni fondamentali della teoria delle aperture (*fuseki*). La Mossa 37 della partita 2 dimostrava che alcune delle regole empiriche che i professionisti consideravano quasi assiomatiche — "non giocare sulla quinta linea in questa fase della partita" — erano preferenze statistiche, non necessità strategiche. Nei mesi successivi al match, i professionisti coreani e cinesi cominciarono a sperimentare con mosse simili, verificando analiticamente perché AlphaGo le avesse giocate e in quali condizioni fossero effettivamente superiori alle alternative tradizionali.

La seconda conseguenza fu più sottile e più profonda: i professionisti cominciarono a usare AlphaGo — e le versioni successive di AlphaGo e AlphaZero — come fonte di conoscenza teorica, non solo come avversario. Questo rappresentava un cambiamento radicale nella struttura della trasmissione della conoscenza nel go: invece di apprendere da maestri umani, o dall'analisi di partite di campioni storici, i giovani professionisti cominciarono ad analizzare le partite di AlphaGo cercando di capire il *perché* delle sue mosse.

L'ironia epistemica di questa situazione è profonda: i professionisti stavano cercando di capire le mosse di un sistema che non capisce nulla — cercando di estrarre principi strategici da un processo di ottimizzazione che non rappresenta principi, ma solo pesi numerici in una rete neurale. Eppure questo processo di interpretazione produceva risultati concreti: aperture nuove, sequenze di *joseki* riviste, valutazioni posizionali aggiornate. Il sistema non capiva il go — ma i professionisti imparavano il go cercando di capire il sistema.

3.5.6 — La struttura dell'innovazione: il campo delle possibilità

Il risultato più importante di AlphaGo per la teoria del go non fu la vittoria contro Lee Sedol — fu la dimostrazione che lo **spazio strategico del go** è molto più grande di quanto la tradizione umana avesse esplorato.

I secoli di pratica professionale — le scuole coreane, cinesi, giapponesi; i campionati mondiali; la tradizione dei *joseki* e dei *fuseki* — avevano esplorato solo una regione dello spazio delle strategie possibili. Una regione enorme in termini assoluti, ma piccola rispetto al totale: le mosse che nessun professionista avrebbe mai considerato erano la grande maggioranza delle mosse legali in quasi ogni posizione.

AlphaGo aveva esplorato parti di questo spazio che la tradizione umana non aveva mai raggiunto — e aveva trovato che alcune di queste regioni inesplorate contenevano mosse migliori delle mosse tradizionali. La Mossa 37 era il caso emblematico: una mossa nella regione "impossibile" della distribuzione delle mosse umane, che si rivelava ottimale.

Questo risultato ha implicazioni che vanno oltre il go. In qualunque dominio in cui l'expertise umana è costruita su tradizione e pratica accumulata — la strategia militare, la medicina, il design — c'è una regione dello spazio delle possibilità che la tradizione non ha esplorato, semplicemente perché non corrispondeva alle aspettative di chi ha costruito quella tradizione. I sistemi di ottimizzazione che non condividono queste aspettative possono trovare soluzioni in quella regione — non necessariamente migliori in tutti i casi, ma diverse in modo sistematico e potenzialmente produttivo.

3.5.7 — Il problema del cordone ombelicale

AlphaGo nella sua versione del 2016 aveva ancora un **cordone ombelicale con l'esperienza umana**: era stato addestrato inizialmente su partite umane attraverso l'apprendimento supervisionato. La rete p_σ catturava la distribuzione delle mosse di forti giocatori umani — era, in un senso preciso, una distillazione della conoscenza scacchistica della comunità go umana.

Questo cordone aveva conseguenze sia pratiche che filosofiche. Da un lato, permetteva ad AlphaGo di apprendere rapidamente le strutture fondamentali del gioco — senza dover riscoprire da zero tutto ciò che secoli di pratica avevano accumulato. Dall'altro, limitava potenzialmente la capacità del sistema di esplorare regioni dello spazio strategico che la tradizione umana aveva categoricamente escluso.

Il passo successivo — AlphaZero — avrebbe tagliato questo cordone. E le conseguenze sarebbero state sorprendenti.

3.5.8 — Cosa il 2016 ha cambiato

Il marzo 2016 ha cambiato, irreversibilmente, la relazione tra l'intelligenza umana e l'intelligenza artificiale nei giochi — e, più in generale, nella cultura.

Ha cambiato la percezione della frontiera: se il go era caduto, nessun dominio cognitivo sembrava più strutturalmente immune all'IA. Ha cambiato la struttura dell'apprendimento nel go: la tradizione, che si trasmetteva da maestro ad allievo, ora si contamina con l'analisi dei sistemi artificiali. Ha cambiato le domande che i filosofi dell'IA devono affrontare: non più "può una macchina giocare a go?" ma "in che senso una macchina che gioca a go meglio di chiunque non capisce ancora il go?"

Lee Sedol si ritirò dal go professionistico nel novembre 2019, dichiarando che l'IA era "un'entità che non può essere sconfitta". La dichiarazione era sportivamente onesta e filosoficamente interessante: Sedol non diceva che l'IA era più intelligente di lui — diceva che era imbattibile. La distinzione conta.

Capitolo 3.6 — AlphaZero (2017): la vera frattura

3.6.1 — Il taglio del cordone

Il 5 dicembre 2017, David Silver e colleghi di DeepMind pubblicarono un preprint su arXiv intitolato *Mastering Chess and Shogi by Self-Play with a General Reinforcement Learning Algorithm*. L'articolo descriveva **AlphaZero** — una versione radicalmente semplificata e generalizzata di AlphaGo che eliminava ogni dipendenza dai dati di gioco umano e apprendeva

esclusivamente attraverso il gioco contro se stesso, partendo dalla sola conoscenza delle regole.

Il salto concettuale rispetto ad AlphaGo era netto e filosoficamente significativo. AlphaGo aveva un cordone ombelicale con la tradizione umana: la rete p_σ era addestrata su trenta milioni di posizioni estratte da partite di forti giocatori umani, e solo successivamente p_ρ veniva fine-tuned attraverso il reinforcement learning. La distribuzione delle mosse umane era impressa nella struttura iniziale della rete — come un'ancora cognitiva. AlphaZero tagliava questo cordone in modo radicale: l'unica informazione fornita al sistema era la rappresentazione formale delle regole del gioco — quali mosse sono legali in ogni posizione, quando la partita termina, chi ha vinto.

Tutto il resto — la struttura delle aperture, le sequenze tattiche, i principi posizionali, l'estetica della mossa forte — doveva emergere dall'ottimizzazione interna. Il sistema iniziava come tabula rasa completa: la rete neurale aveva pesi inizializzati casualmente, e le sue prime partite erano sequenze di mosse casuali che terminavan in breve tempo con errori elementari. Da questa ignoranza assoluta, in poche ore, AlphaZero avrebbe raggiunto un livello di gioco superiore a qualunque essere umano o macchina avesse mai giocato.

3.6.2 — L'architettura unificata

AlphaZero semplificava l'architettura di AlphaGo in modo significativo, eliminando la separazione tra rete di politica supervisionata, rete di politica per reinforcement learning e rete di valore, e unificandole in una **singola rete neurale residuale** f_θ con doppia testa:

$$f_\theta(p) = (p, v)$$

dove $p \in \Delta(M(p))$ è un vettore di probabilità sulle mosse legali — la testa di politica — e $v \in [-1, +1]$ è una stima scalare del valore atteso della posizione dalla prospettiva del giocatore corrente — la testa di valore. La rete condivide interamente i pesi θ tra le due teste, tranne gli strati finali di output.

La struttura interna della rete era una **rete residuale** (*ResNet*) con 20 blocchi residuali, ciascuno composto da due strati convoluzionali con filtri 3×3, normalizzazione batch (*batch normalization*) e attivazione ReLU, con connessioni skip che sommavano l'input del blocco al suo output:

$$h^{(l+1)} = h^{(l)} + F\left(h^{(l)}; \theta^{(l)}\right)$$

dove $h^{(l)}$ è l'attivazione allo strato l e $F\left(\cdot;\ \theta^{(l)}\right)$ è la trasformazione appresa dal blocco l. Le connessioni residuali permettono il flusso diretto del gradiente attraverso molti strati, risolvendo il problema della scomparsa del gradiente che affliggeva le reti profonde pre-ResNet.

La rete riceveva in input una rappresentazione storica della posizione: per il Go, una tensore 19×19×17 che includeva le posizioni delle pietre nei precedenti 8 turni per entrambi i colori, più un piano costante che indicava il colore del giocatore corrente. Per gli Scacchi, una rappresentazione analoga 8×8×119 che includeva le posizioni dei pezzi, le possibilità di arrocco, la regola del *en passant*, e un contatore per la regola dei cinquanta mosse.

3.6.3 — L'algoritmo di self-play e la funzione di perdita

Il ciclo di addestramento di AlphaZero era strutturato in tre fasi iterate continuamente.

Generazione dei dati tramite self-play. Ad ogni iterazione, la rete corrente f_θ generava partite giocando contro se stessa. Per ogni posizione p_t incontrata nella partita, si eseguiva una ricerca MCTS usando f_θ come oracolo: la ricerca produceva una distribuzione di probabilità π_t sulle mosse legali, che tipicamente concentrava la probabilità sulle mosse di alta qualità identificate dalla ricerca. La mossa effettivamente giocata era campionata da π_t (con temperatura ridotta nel corso della partita per aumentare la qualità del gioco). Al termine della partita, il risultato $z \in \{-1, 0, +1\}$ veniva registrato e associato a ogni posizione della partita.

Addestramento della rete. Dalla storia delle partite generate, si campionava un minibatch di coppie (p_t, π_t, z_t) e si aggiornava θ minimizzando la funzione di perdita:

$$L(\theta) = \underbrace{(z - v)^2}_{\text{perdita di valore}} \underbrace{- \pi^\top \log p}_{\text{perdita di politica}} + \underbrace{c\|\theta\|^2}_{\text{regolarizzazione}}$$

Il primo termine minimizza l'errore quadratico medio tra la stima di valore $v = f_\theta^{(val)}(p)$ e il risultato reale z. Il secondo termine — la cross-entropia tra la distribuzione target π prodotta dalla ricerca MCTS e la distribuzione $p = f_\theta^{(pol)}(p)$ prodotta dalla rete — fa sì che la rete impari a predire le distribuzioni di probabilità che la ricerca MCTS, guidata da una rete più informata, avrebbe prodotto. Il terzo termine è una regolarizzazione L_2 standard per evitare l'overfitting.

Selezione della rete. In modo da evitare che il self-play convergesse a mosse degeneri o a equilibri instabili, AlphaZero manteneva un repository

di versioni precedenti della rete e selezionava periodicamente la migliore attraverso tornei: la rete corrente veniva confrontata con la versione precedente in un blocco di partite, e la nuova versione avanzava solo se otteneva un tasso di vittoria superiore a una soglia (tipicamente 55%).

3.6.4 — Il risultato: quattro ore per gli scacchi, otto per il Go

I risultati quantitativi di AlphaZero erano — e rimangono — i più straordinari della storia dell'intelligenza artificiale applicata ai giochi.

Per gli **scacchi**: partendo da pesi casuali, AlphaZero raggiungeva le prestazioni di Stockfish — il miglior motore scacchistico al mondo, sviluppato da una comunità internazionale nel corso di decenni — in circa **quattro ore** di addestramento su hardware specializzato (tensor processing unit, o TPU). Nei tornei successivi, AlphaZero batteva Stockfish in modo netto: in un match di 100 partite, otteneva 28 vittorie, 72 patte e 0 sconfitte con il Bianco, e 25 vittorie, 75 patte e 0 sconfitte con il Nero — un dominio totale.

Per il **Go**: partendo da pesi casuali, AlphaZero superava AlphaGo Lee — la versione che aveva battuto Lee Sedol — in circa **otto ore**. Nei tornei contro AlphaGo Master — la versione successiva che aveva battuto 60-0 i migliori professionisti mondiali online — AlphaZero otteneva un tasso di vittoria di circa 89%. Aveva riscoperto secoli di teoria del go in meno di un giorno.

Questi numeri richiedono una contestualizzazione epistemologica. Stockfish aveva ricevuto decenni di lavoro da parte di una comunità di esperti: le sue funzioni di valutazione erano calibrate su milioni di partite, le sue euristiche erano state ottimizzate manualmente da grandi maestri,

la sua architettura era stata perfezionata per estrarre ogni possibile efficienza computazionale. AlphaZero aveva avuto quattro ore di self-play su posizioni generate casualmente dalla propria ignoranza.

La domanda naturale — *come è possibile?* — non ha una risposta semplice, e questa impossibilità di risposta semplice è essa stessa un risultato filosofico di prima grandezza.

3.6.5 — Lo stile alieno: sacrifici, piani, incomprensibilità

I professionisti di scacchi che analizzarono le partite di AlphaZero descrissero lo stile di gioco con un termine ricorrente: **alieno**. Non nel senso peggiorativo — non era un gioco brutto o meccanico — ma nel senso letterale: era un gioco che non assomigliava a nessuno stile umano identificabile.

Le caratteristiche più notevoli erano tre. La prima era la propensione ai **sacrifici di materiale a lungo termine**: AlphaZero sacrificava pezzi — un alfiere, una torre, a volte anche la regina — in cambio di vantaggio posizionale che si manifestava venti, trenta, quaranta mosse più tardi. I grandi maestri umani che analizzavano le partite faticavano a capire il ragionamento: i vantaggi posizionali erano reali, ma non corrispondevano a nessuna categoria della teoria scacchistica tradizionale.

La seconda caratteristica era la **centralizzazione prolungata dei re**: nella teoria scacchistica umana, mettere il re al centro nella fase di mezzo gioco è considerato altamente rischioso, e i programmi tradizionali come Stockfish lo evitavano sistematicamente. AlphaZero muoveva il re verso il centro in posizioni dove il vantaggio non era immediatamente ovvio, costruendo strutture dove il re diventava una forza attiva nel finale. Era

corretto — nei finali che ne derivavano, il re era effettivamente forte — ma richiedeva un calcolo a lunghissimo termine che pochi umani potevano verificare in tempo reale.

La terza caratteristica era la **gestione dell'iniziativa**: AlphaZero manteneva l'iniziativa — la pressione continua sull'avversario — attraverso sequenze di mosse che Stockfish valutava come quasi paritarie ma che, nella pratica, conducevano sistematicamente a vittorie. Come se il sistema avesse identificato qualcosa nell'iniziativa stessa — nella *dinamicità* della posizione — che le funzioni di valutazione statiche non catturavano.

Nel Go, fenomeni analoghi si osservarono con altrettanta chiarezza. AlphaZero giocava *fuseki* (aperture) che nessuna scuola tradizionale aveva mai sviluppato, ignorava sistematicamente alcune sequenze di *joseki* che i professionisti consideravano ottimali, e privilegiava strutture posizionali globali che sembravano inefficienti localmente ma si rivelavano vincolanti su scala planetaria della tavola.

3.6.6 — La reinvenzione della teoria: cosa AlphaZero ha scoperto

Nei mesi e negli anni successivi alla pubblicazione di AlphaZero, una comunità internazionale di analisti — professionisti di scacchi e Go, ricercatori di IA, teorici della strategia — cercò di sistematizzare cosa il sistema avesse effettivamente scoperto.

Per gli **scacchi**, i risultati più interessanti riguardavano le aperture. AlphaZero mostrava una predilezione marcata per le strutture di pedoni di tipo *King's Indian* e *Sicilian Dragon* con il Bianco, e per l'*English Opening* — strutture che nella tradizione umana erano associate a un gioco più

posizionale e meno tattico. In particolare, AlphaZero sembrava aver *rivalutato* alcune varianti che i grandi maestri umani consideravano inferiori, mostrandone la solidità attraverso sequenze di gioco che nessun motore precedente aveva identificato.

Più significativa era la questione dei **sacrifici di qualità**: il sacrificio di una torre per un alfiere o un cavallo — una perdita netta in termini di valore materiale convenzionale ($R - B = 2$ unità di pedone nella scala classica) — è nella tradizione scacchistica un'eccezione giustificata solo da vantaggi tattici immediati. AlphaZero li giocava con disinvoltura in posizioni dove il vantaggio posizionale corrispondente richiedeva un calcolo a 30-40 mosse per essere verificato. L'analisi post-hoc mostrava che il sistema aveva ragione: il vantaggio posizionale era reale. Ma aveva identificato qualcosa che secoli di teoria scacchistica avevano sistematicamente sottovalutato.

Per il **Go**, la scoperta più sorprendente riguardava la **terza linea versus la quarta linea** nell'apertura. La tradizione professionale asiatica aveva sviluppato regole empiriche precise su quando giocare sulla terza linea (orientata al territorio) versus la quarta linea (orientata all'influenza). AlphaZero le seguiva talvolta, le violava sistematicamente in altre situazioni, e le violazioni si rivelavano corrette: le regole tradizionali catturavano principi validi ma non esaurienti, e AlphaZero aveva identificato i casi eccezionali con precisione chirurgica.

Il risultato complessivo era paradossale: AlphaZero non aveva *invalidato* la teoria tradizionale degli scacchi e del Go. Aveva dimostrato che la teoria era *incompleta* — che catturava principi reali ma non tutti i principi, e che i casi non catturati erano sistematici e identificabili.

3.6.7 — Il problema dell'opacità: cosa ha scoperto AlphaZero? Lo sa?

La domanda più profonda che AlphaZero pone non è tecnica ma epistemologica: **cosa ha scoperto il sistema? Lo sa?**

La risposta diretta è no: AlphaZero non *sa* nulla in nessun senso intuitivo del termine. I pesi θ della rete neurale sono una matrice di numeri reali — circa 20 milioni di parametri nella versione più comune — che implementano una funzione da posizioni a distribuzioni di probabilità e valori scalari. Non c'è nessun livello del sistema in cui i principi strategici sono rappresentati esplicitamente: non c'è nessun nodo che corrisponda al concetto di *iniziativa*, nessun percorso computazionale che implementi il ragionamento sulla struttura dei pedoni.

Eppure il sistema produce output che, quando analizzati da esseri umani, appaiono come l'espressione di principi strategici profondi. Come è possibile?

La risposta tecnica è che la rete neurale ha appreso una **rappresentazione implicita** della struttura del gioco — una codifica distribuita nei pesi che cattura le relazioni rilevanti tra caratteristiche della posizione e qualità della mossa, senza rappresentarle esplicitamente in forma simbolica. Questa rappresentazione è funzionale ma non interpretabile: produce le uscite corrette, ma non in un modo che possa essere letto come una teoria.

Questo gap tra prestazione e comprensione è al cuore di ciò che i filosofi dell'IA chiamano il **problema della spiegazione** — che sarà l'oggetto del Capitolo 3.8. Ma qui è utile notare che il problema non è solo tecnico: è anche epistemologico. I professionisti che analizzano le partite di

AlphaZero e *trovano* principi in esse stanno proiettando una struttura interpretativa su un processo che non la possiede intrinsecamente. Non è chiaro se stiano *scoprendo* qualcosa di reale sullo spazio strategico del gioco, o *costruendo* una teoria post-hoc che razionalizza l'output di un sistema fondamentalmente differente da una mente teorizzante.

3.6.8 — La vera frattura: perché AlphaZero è diverso da tutto ciò che è venuto prima

Il titolo di questo capitolo — *la vera frattura* — merita una giustificazione. Non era Deep Blue nel 1997, né AlphaGo nel 2016, ma AlphaZero nel 2017 a rappresentare il cambiamento qualitativo più significativo nella storia dell'intelligenza artificiale applicata ai giochi.

Deep Blue era una macchina progettata da umani per giocare a scacchi: le sue euristiche erano scritte da grandi maestri, la sua architettura era ottimizzata per la struttura specifica degli scacchi, il suo funzionamento era comprensibile in principio anche se non in dettaglio. Era una *prothesi cognitiva* costruita sull'esperienza umana.

AlphaGo era un sistema che aveva appreso dall'esperienza umana ma l'aveva trascesa: la rete p_σ era costruita sulla distribuzione delle mosse umane, e il reinforcement learning aveva poi trovato mosse migliori. Era un sistema che *aveva studiato* con i migliori maestri e poi li aveva superati.

AlphaZero non aveva studiato con nessuno. Aveva ricevuto le regole e si era *inventato* tutto il resto: aperture, tattiche, principi posizionali, valutazioni, stile. Il fatto che abbia reinventato molti principi che la tradizione umana aveva sviluppato in secoli è sorprendente e interessante.

Il fatto che ne abbia scoperti di nuovi — e che li abbia scoperti corretti — è sconvolgente.

La frattura che AlphaZero rappresenta non è nella prestazione — quella era già chiara con AlphaGo. È nella **struttura genetica della conoscenza**: per la prima volta, un sistema artificiale aveva prodotto conoscenza strategica genuinamente nuova senza derivarla dall'esperienza umana. Questa conoscenza era opaca, non trasferibile in forma simbolica, non comprensibile nella sua struttura interna — ma era conoscenza.

Cosa significa conoscenza senza comprensione? È il problema che il Capitolo 3.8 dovrà affrontare. Ma prima, un passo ulteriore: MuZero, che avrebbe dimostrato che nemmeno le regole erano necessarie.

Capitolo 3.7 — MuZero e oltre: quando scompaiono anche le regole

3.7.1 — Il problema della conoscenza del modello

AlphaZero aveva dimostrato che un sistema di reinforcement learning poteva apprendere a giocare a un livello superumano senza dati umani — partendo solo dalle regole. Ma questa condizione di partenza conteneva ancora un'assunzione fondamentale: il sistema *conosceva le regole*. Sapeva quali mosse erano legali in ogni posizione, sapeva quando la partita terminava, sapeva chi aveva vinto.

Questa conoscenza è, nella struttura formale del problema, l'equivalente di avere un **modello dell'ambiente**: una funzione $M: P \times A \to P \times R$ che mappa ogni coppia posizione-azione a una nuova posizione e a un segnale di ricompensa. Per un gioco da tavola

perfettamente definito, questo modello è esatto e determinato dalle regole: data la posizione corrente p e la mossa a, la posizione successiva p' è univocamente determinata. La MCTS di AlphaZero usava questo modello per generare le varianti dell'albero di ricerca: poteva *simulare* le conseguenze delle mosse senza doverle giocare realmente.

Il passo successivo della ricerca DeepMind fu di chiedersi: cosa succede se il modello non è disponibile? Se il sistema deve imparare non solo *come giocare* ma anche *come il gioco funziona*?

3.7.2 — L'architettura di MuZero: apprendere il modello

Nel dicembre 2019, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, e colleghi di DeepMind pubblicarono su *Nature* il paper *Mastering Atari, Go, Chess and Shogi by Planning with a Learned Model*, che descriveva **MuZero**.

L'intuizione centrale di MuZero era che il sistema non aveva bisogno di apprendere un modello dell'ambiente nel senso letterale — cioè, non aveva bisogno di imparare a predire le posizioni future esatte. Aveva bisogno di apprendere un modello *latente* dell'ambiente: una rappresentazione dello spazio degli stati e delle transizioni che fosse utile per la pianificazione, senza necessariamente corrispondere agli stati osservabili reali.

Formalmente, MuZero apprendeva tre funzioni:

Una **funzione di rappresentazione** $h_\theta: O \to S$ che mappava un'osservazione o (la posizione reale del gioco, o i pixel di uno schermo Atari) a uno stato latente $s \in S$ in uno spazio astratto:

$$s_0 = h_\theta(o)$$

Una **funzione di dinamica** $g_\theta: S \times A \to S \times R$ che predire lo stato latente e la ricompensa risultanti dall'applicazione di un'azione a allo stato s:

$$(s', r) = g_\theta(s, a)$$

Una **funzione di predizione** $f_\theta: S \to \Delta(A) \times [-1, 1]$ analoga alla rete di AlphaZero — che produceva una distribuzione di politica e un valore dall'estado latente:

$$(p, v) = f_\theta(s)$$

L'idea cruciale era che la funzione di dinamica g_θ operava nello **spazio latente** S, non nello spazio osservabile. MuZero non cercava di predire la posizione futura della tavola di scacchi o i pixel futuri dello schermo Atari — cercava di costruire un modello interno astratto della struttura del gioco, tale che pianificare in questo spazio latente producesse azioni di alta qualità.

3.7.3 — La pianificazione nello spazio latente

La pianificazione in MuZero usava una MCTS analoga a quella di AlphaZero, con la differenza che l'albero di ricerca era costruito nello spazio latente S piuttosto che nello spazio degli stati osservabili. Per ogni nodo s dell'albero e ogni azione a, si calcolava il nodo figlio usando la funzione di dinamica appresa:

$$\left(s_{k+1}, r_k\right) = g_\theta\left(s_k, a_k\right)$$

dove s_k è lo stato latente al passo k della simulazione e r_k è la ricompensa predetta. La valutazione dei nodi foglia usava la funzione di predizione f_θ:

$$\left(p_{k+1}, v_{k+1}\right) = f_{\theta}\left(s_{k+1}\right)$$

Il valore di backup per la MCTS combinava le ricompense predette lungo il percorso e la stima di valore al nodo foglia:

$$G_k = \sum_{i=0}^{n-1} \gamma^i r_{k+i} + \gamma^n v_{k+n}$$

dove $\gamma \in (0, 1]$ è il fattore di sconto e n è la profondità dell'espansione. Per i giochi da tavola, dove il segnale di ricompensa arriva solo alla fine della partita, $\gamma = 1$ e la formula si semplifica alla stima di valore del nodo foglia.

3.7.4 — L'addestramento: tre obiettivi simultanei

MuZero veniva addestrato minimizzando simultaneamente tre obiettivi complementari su un minibatch di sequenze di osservazioni, azioni e ricompense reali $\left(o_0, a_1, r_1, o_1, a_2, r_2, \ldots\right)$ estratte dalla memoria dell'esperienza.

Il primo obiettivo era la **coerenza della politica**: la distribuzione di politica $p_k = f_{\theta}^{(pol)}\left(s_k\right)$ doveva corrispondere alla distribuzione π_k prodotta dalla MCTS sulle osservazioni reali — il solito obiettivo di cross-entropia di AlphaZero.

Il secondo obiettivo era la **coerenza del valore**: la stima di valore $v_k = f_{\theta}^{(val)}\left(s_k\right)$ doveva approssimare il ritorno empirico osservato nelle partite successive alla posizione k.

Il terzo obiettivo — il più innovativo — era la **coerenza della ricompensa**: la ricompensa predetta $r_k = g_{\theta}^{(r)}\left(s_{k-1}, a_k\right)$ doveva

corrispondere alla ricompensa reale osservata al passo k. Per i giochi da tavola, la ricompensa è quasi sempre zero eccetto alla fine della partita, e questo obiettivo forzava la funzione di dinamica a imparare la struttura terminale del gioco — quando le partite finiscono e con quale risultato — senza che questa struttura fosse fornita esplicitamente.

La funzione di perdita totale era:

$$L(\theta) = \sum_{k=0}^{K} \left[\left(z_k - v_k \right)^2 - \pi_k^{\top} log p_k + \left(u_k - r_k \right)^2 \right] + c\|\theta\|^2$$

dove K è la lunghezza del rollout di addestramento (tipicamente $K = 5$), z_k è il ritorno empirico a partire dal passo k, u_k è la ricompensa reale al passo k, e c è il coefficiente di regolarizzazione L_2.

3.7.5 — I risultati: da Atari a Go, con un unico algoritmo

I risultati di MuZero erano straordinari per ampiezza più che per profondità assoluta — sebbene la profondità fosse impressionante anche in senso assoluto.

Per i **giochi da tavola** — Go, Scacchi e Shōgi — MuZero raggiungeva prestazioni comparabili o superiori ad AlphaZero, pur senza conoscere le regole del gioco a priori. La differenza di prestazione rispetto ad AlphaZero era piccola e a volte a favore di MuZero: apprendere le regole dall'esperienza invece di riceverle come informazione esatta poteva talvolta produrre un modello latente più robusto alle variazioni rispetto al modello esatto.

Ma il risultato più sorprendente era l'applicazione a **57 giochi Atari**. I giochi Atari — Pong, Breakout, Space Invaders, Montezuma's Revenge, e

decine di altri — non sono giochi a informazione perfetta con regole semplici e chiare: sono giochi videolettronici con osservazioni visive ad alta dimensione (frame 210×160×3 di pixel), ricompense sparse, e regole implicite nella fisica del gioco. MuZero raggiungeva lo stato dell'arte su 42 dei 57 giochi, spesso con un margine significativo rispetto ai migliori sistemi precedenti.

Un singolo algoritmo, con una singola architettura e una singola procedura di addestramento, dominava sia il Go su tavola 19×19 sia Atari — due domini apparentemente senza alcuna struttura comune. Questo era il primo risultato convincente verso la **generalità algoritmica** nell'intelligenza artificiale basata su giochi.

3.7.6 — Cosa scompare con le regole

La transizione da AlphaZero a MuZero rimuoveva l'ultimo residuo di informazione umana dall'architettura del sistema. Non c'era più conoscenza del dominio fornita a priori: né partite umane (eliminate da AlphaZero), né struttura delle regole (eliminata da MuZero). Il sistema riceveva solo:

- Una specifica dell'interfaccia di azione (quante mosse sono possibili, in astratto);
- Un segnale di ricompensa scalare (chi ha vinto, o il punteggio);
- Osservazioni sequenziali (lo stato della tavola o i pixel).

Tutto il resto — la struttura del gioco, le regole di legalità, la struttura terminale, i principi strategici — doveva essere indotto dall'esperienza. E MuZero lo induceva con successo.

Questo solleva una domanda filosofica acuta: se un sistema può apprendere a giocare a un gioco di livello superumano senza conoscerne le regole, in che senso si può dire che il gioco ha delle regole? O meglio: in che senso le regole sono *costitutive* del gioco, piuttosto che essere solo uno dei molti modi in cui la struttura del gioco può essere rappresentata?

La distinzione di John Searle tra **regole costitutive** e **regole regolative** è rilevante qui. Le regole regolative governano un'attività preesistente — le norme stradali regolano la guida, che potrebbe esistere in assenza di norme. Le regole costitutive *creano* l'attività — la mossa del cavallo negli scacchi non governa qualcosa che esisteva prima: *definisce* cosa significa essere un cavallo in una posizione scacchistica. MuZero suggerisce che questa distinzione, applicata all'apprendimento, potrebbe essere meno netta di quanto si pensasse: un sistema può apprendere a *comportarsi come se* conoscesse le regole costitutive di un gioco senza che queste regole siano mai state rappresentate esplicitamente nella sua architettura.

3.7.7 — Oltre i giochi da tavola: il programma di ricerca più ampio

MuZero non era la destinazione finale del programma di ricerca di DeepMind, ma una tappa verso un obiettivo più ambizioso: sistemi di reinforcement learning capaci di risolvere problemi reali con la stessa efficienza con cui risolvevano i giochi.

Nel 2021, DeepMind pubblicò **EfficientZero** — non una loro pubblicazione ma di Ye et al. — un sistema che dimostrava che i principi di MuZero potevano essere adattati per apprendere molto più efficientemente dai dati, raggiungendo prestazioni comparabili ad agenti addestrati su 200 ore di gioco Atari usando solo due ore di esperienza. L'efficienza era la nuova frontiera: i sistemi di AlphaZero e MuZero

richiedevano quantità di calcolo enormi — decine di milioni di partite di self-play — che erano accessibili solo con hardware specializzato e budget considerevoli.

Nel 2022, DeepMind pubblicò **AlphaTensor**, che usava un sistema ispirato ad AlphaZero per scoprire algoritmi più efficienti per la moltiplicazione di matrici — risolvendo un problema aperto dell'algebra computazionale che era rimasto irrisolto per 50 anni dopo il risultato di Strassen del 1969. Per la prima volta, i principi sviluppati per i giochi da tavola erano stati trasferiti con successo a un problema di matematica pura con conseguenze pratiche immediate nell'ottimizzazione dei processori.

Nel 2023 e 2024, sistemi basati su principi analoghi furono applicati alla scoperta di farmaci, alla previsione delle strutture proteiche (AlphaFold 2 e 3), all'ottimizzazione della fusione nucleare (il sistema di controllo del plasma al tokamak di TCV a Losanna). La traiettoria era chiara: i giochi erano stati il banco di prova per una famiglia di algoritmi che stava diventando uno strumento generale per la scoperta scientifica.

3.7.8 — Il limite del paradigma: quando la simulazione non basta

La linea evolutiva da AlphaGo a AlphaZero a MuZero era straordinariamente coerente: ogni passo rimuoveva una dipendenza dall'informazione umana e generalizzava il dominio di applicazione. Ma questa traiettoria aveva un limite strutturale che emergeva chiaramente quando si tentava di applicare gli stessi principi a domini *aperti*.

I giochi da tavola e i giochi Atari condividono una proprietà cruciale che i problemi del mondo reale generalmente non possiedono: la **finitezza e la simulabilità** dell'ambiente. Il sistema può generare milioni di partite

di self-play perché la simulazione è rapida, esatta, e costosa solo in termini di calcolo — non in termini di accesso al mondo fisico. Un milione di partite di scacchi richiede secondi; un milione di esperimenti di laboratorio per scoprire un farmaco è semplicemente impossibile.

Il problema dell'efficienza del campione — *sample efficiency* — è il limite fondamentale di questo paradigma. AlphaZero ha giocato, nel corso del suo addestramento, un numero di partite di scacchi equivalente a circa 44 000 anni di gioco umano a tempo pieno. Ha generato una quantità di esperienza che nessun essere umano potrebbe accumulare in nessuna ipotesi ragionevole. Questa inefficienza è tollerabile quando la simulazione è economica; diventa proibitiva quando l'esperienza ha un costo nel mondo fisico.

Il paragone con l'apprendimento umano è illuminante nella sua disparità: un bambino di dieci anni che ha giocato a scacchi per due anni può già battere la maggior parte degli adulti. Ha giocato qualche migliaio di partite — infinitamente meno di AlphaZero — ma ha potuto trasferire conoscenza da altri domini: la geometria spaziale, la logica della causalità, la strategia dei giochi di regole in generale. L'apprendimento umano è trasferibilitàr per default; l'apprendimento di AlphaZero è isolato per default.

Questo contrasto definisce la prossima frontiera della ricerca: sistemi che combinano l'efficienza dell'apprendimento umano — il trasferimento di conoscenza tra domini, l'uso di rappresentazioni simboliche esplicite, l'abduzione di regole da pochi esempi — con la potenza computazionale dell'ottimizzazione su grande scala. I giochi, ancora una volta, saranno il banco di prova.

3.7.9 — La domanda che rimane aperta

La linea evolutiva da Shannon (1950) a MuZero (2019) descrive una traiettoria di progressivo svuotamento del contenuto umano dall'architettura dei sistemi: prima le euristiche manuali, poi i dati di gioco, poi le regole esplicite. Ad ogni passo, il sistema diventava più potente e più generico.

Ma ad ogni passo, il gap tra *prestazione* e *comprensione* si allargava. Deep Blue era comprensibile in principio: un albero di ricerca con valutazioni euristiche. AlphaGo era meno comprensibile: reti neurali profonde con MCTS. AlphaZero era ancora meno comprensibile: le stesse reti, senza nemmeno il vincolo dell'esperienza umana. MuZero aggiungeva un modello latente che nessuna analisi post-hoc poteva interpretare direttamente.

Il trend era inequivocabile: i sistemi diventavano più capaci mentre diventavano meno trasparenti. La prestazione e la comprensibilità si muovevano in direzioni opposte.

Questa inversione non è accidentale. Il Capitolo 3.8 — *Il problema della spiegazione* — argomenterà che questa inversione è strutturale: che c'è una tensione fondamentale tra l'ottimizzazione su grande scala e la trasparenza interpretativa, e che questa tensione definisce uno dei problemi filosofici più urgenti dell'intelligenza artificiale moderna. Non solo per i giochi — ma per qualunque dominio in cui vogliamo che i sistemi artificiali agiscano, e vogliamo anche capire perché.

Capitolo 3.8 — Il problema della spiegazione: prestazione senza comprensione

3.8.1 — La domanda che i giochi rendono impossibile evitare

Il problema della spiegazione nell'intelligenza artificiale non è nuovo — risale almeno agli anni Cinquanta, alle prime discussioni sul test di Turing e sulla natura della comprensione macchina. Ma per decenni è rimasto un problema prevalentemente teorico, affrontato nella letteratura filosofica con esperimenti mentali e argomenti logici. AlphaZero e MuZero lo hanno trasformato in un problema empirico urgente, con conseguenze pratiche immediate.

La struttura del problema è questa. Abbiamo sistemi artificiali che producono output di qualità straordinaria in domini complessi — il Go, gli Scacchi, Atari, la scoperta di algoritmi matematici. Vogliamo capire *perché* questi sistemi producono output di alta qualità: non solo nel senso tecnico — possiamo ispezionare i pesi della rete, analizzare le attivazioni, eseguire esperimenti di ablazione — ma nel senso epistemico: vogliamo principi, regole, ragionamenti che spieghino le scelte del sistema in termini intellegibili per una mente umana.

E questa spiegazione, sistematicamente, non arriva. Possiamo descrivere i pesi di AlphaZero in ogni dettaglio numerico — ma la descrizione completa dei pesi non è una spiegazione delle mosse nel senso in cui una teoria strategica spiega le mosse. Il gap tra la descrizione matematica completa e la comprensione intellegibile è il *problema della spiegazione*.

3.8.2 — Tre livelli di spiegazione e il loro fallimento

È utile distinguere tre livelli a cui si potrebbe cercare una spiegazione del comportamento di un sistema come AlphaZero, e notare perché ciascuno fallisce in modo diverso.

Il **livello implementativo** è il più completo e il meno utile. Al livello implementativo, AlphaZero è completamente specificato: i pesi $\theta \in R^{20\times10^6}$ determinano in modo deterministico l'output $f_\theta(p) = (p, v)$ per ogni posizione p in input. L'algoritmo di ricerca MCTS è completamente specificato. La procedura di addestramento è completamente documentata. Non c'è niente di nascosto a questo livello: il sistema è una funzione matematica esatta da posizioni a distribuzioni di probabilità e valori scalari.

Il problema è che questa descrizione completa non costituisce una spiegazione intellegibile delle singole mosse. Sapere che AlphaZero ha giocato $a^\star = argmax_a \pi_{MCTS}(a|p)$ non risponde alla domanda "perché ha giocato quella mossa?" nel senso in cui un grande maestro risponde alla domanda quando analizza una partita. La risposta del grande maestro ha la forma "perché quella mossa costruisce influenza nell'angolo che diventerà decisiva nel medio gioco" — una spiegazione che mappa la mossa a concetti strategici, a strutture di obiettivi, a relazioni causali tra la scelta presente e gli esiti futuri. La risposta implementativa ha la forma "perché la rete neurale con questi pesi ha assegnato probabilità 0.73 a quella mossa e la ricerca MCTS l'ha selezionata" — una descrizione che è vera ma non è una spiegazione nel senso rilevante.

Il **livello funzionale** è il tentativo di spiegare il comportamento del sistema identificando le funzioni che i diversi componenti svolgono — senza scendere al livello dei pesi individuali. A questo livello, si può dire

che la rete di valore svolge la funzione di stimare la qualità posizionale, che la MCTS svolge la funzione di esplorare le varianti più promettenti, che la funzione di dinamica di MuZero svolge la funzione di predire le conseguenze delle azioni. Queste descrizioni funzionali sono più intellegibili di quelle implementative, ma rimangono a un livello di astrazione che non cattura i principi strategici specifici.

Il **livello interpretativo** è il livello a cui le spiegazioni sarebbero genuinamente utili — il livello di principi come "favorire la centralizzazione", "privilegiare il controllo del centro", "sacrificare materiale per ottenere iniziativa", "riconoscere che questa struttura di pedoni porta a un finale perdente". Le spiegazioni a questo livello sono intellegibili per chiunque conosca il gioco, trasferibili a nuove posizioni, e false o vere in modo verificabile.

Il problema è che non esiste, in AlphaZero, un componente che implementi questi principi in forma simbolica esplicita. I principi a livello interpretativo sono *emergenti*: risultano dal comportamento aggregato di milioni di pesi numerici, ma non sono localizzati in nessun componente specifico della rete. Estrarli richiederebbe un processo di interpretazione che è, in un senso preciso, analogo al processo con cui i professionisti umani analizzano le partite di AlphaZero — e che produce teorie post-hoc, non spiegazioni interne.

3.8.3 — Gli strumenti dell'interpretabilità e i loro limiti

La ricerca sull'**interpretabilità** dei sistemi di deep learning — la disciplina che cerca di comprendere il funzionamento interno delle reti neurali — ha prodotto negli ultimi anni strumenti tecnici sofisticati. È utile esaminarne i

più rilevanti nel contesto dei giochi, perché la loro applicazione ad AlphaZero illustra chiaramente sia le possibilità che i limiti dell'approccio.

Le **mappe di attenzione** (*attention maps*) e i **saliency maps** identificano quali regioni dell'input hanno maggiore influenza sull'output della rete. Applicate ad AlphaZero in una posizione di go, producono mappe della tavola che evidenziano le intersezioni a cui la rete assegna maggiore peso nel calcolo del valore posizionale. Queste mappe sono visivamente interpretabili — spesso coincidono con le aree della tavola che un professionista descriverebbe come "critiche" — ma la coincidenza è post-hoc e non costituisce una spiegazione: non ci dice *perché* quelle aree sono critiche, solo che la rete le trova rilevanti.

Il **probing** (*probing classifiers*) è una tecnica che allena classificatori lineari sulle attivazioni interne della rete per verificare se alcune rappresentazioni sono codificate in forma lineare accessibile. Applicato ad AlphaZero, il probing può rispondere a domande come: "le attivazioni dello strato l codificano linearmente il numero di liberties di un gruppo di pietre?" Se il classificatore lineare riesce a predire questa quantità con alta accuratezza, è ragionevole concludere che la rete rappresenta, in qualche senso, l'informazione sulle liberties nello strato l.

Formalmente, dato lo strato l con attivazioni $h^{(l)}(p) \in R^d$ per la posizione p, si addestra un classificatore lineare:

$$\hat{y}(p) = w^{\top} h^{(l)}(p) + b$$

minimizzando la perdita rispetto all'etichetta $y(p)$ (ad esempio, il numero di liberties del gruppo più vulnerabile). L'accuratezza di $\hat{y}$ indica quanto l'informazione y sia linearmente accessibile nello strato l.

Il risultato tipico del probing su AlphaZero è che concetti go relativamente semplici — libertà, connettività, vitalità di un gruppo — sono linearmente accessibili negli strati più profondi della rete. Concetti più astratti — "questa posizione è strategicamente perdente nonostante il conteggio del territorio sia paritario" — lo sono meno, o non lo sono affatto in forma semplice. Questo suggerisce che la rete costruisce rappresentazioni gerarchiche: i concetti semplici emergono in strati profondi, i concetti complessi sono distribuiti su molti componenti in modo non linearmente separabile.

Il **circuit analysis** è un approccio più ambizioso: invece di analizzare le rappresentazioni, si cercano i **circuiti** — sottografi della rete che implementano computazioni specifiche, identificabili attraverso ablation studies sistematici (disattivando selettivamente neuroni o insiemi di neuroni e osservando l'effetto sull'output). Questo approccio ha prodotto risultati interessanti in modelli di linguaggio — identificando circuiti che implementano l'accordo grammaticale soggetto-verbo, la fatturazione aritmetica semplice, il completamento di pattern ripetuti. Il programma di ricerca sulla interpretabilità meccanistica (mechanistic interpretability) è stato sistematizzato e accelerato a partire dal lavoro di Neel Nanda e colleghi, che nel 2023 hanno identificato con precisione il circuito implementato da un piccolo transformer per eseguire aritmetica modulare — uno dei primi casi in cui la funzione di un sottografo specifico è stata verificata in modo rigoroso. Il team di Anthropic, in parallelo, ha sviluppato la teoria delle "features" come direzioni sparse nello spazio di attivazione, mostrando che i modelli linguistici di grande scala codificano concetti semantici in rappresentazioni distribuibili e parzialmente interpretabili (Templeton et al., 2024). Questi risultati sono promettenti

come prova di principio: dimostrano che l'interpretabilità meccanistica è possibile almeno per comportamenti specifici e localizzati. Applicata ai sistemi di gioco, la ricerca rimane tuttavia un programma aperto: la complessità dei circuiti che implementano la valutazione posizionale nel go sembra eccedere di molte dimensioni la granularità dell'analisi attualmente disponibile, e la scala dei modelli recenti (miliardi di parametri) rende l'analisi circuitale progressivamente più difficile proprio dove la prestazione è più alta.

3.8.4 — Il problema della spiegazione come problema filosofico: Dreyfus rivisitato

Hubert Dreyfus, nel suo *What Computers Can't Do* (1972) e nella revisione del 1979, aveva argomentato che i programmi di intelligenza artificiale basati sulla manipolazione esplicita di simboli erano fondamentalmente inadeguati a modellare l'intelligenza umana, perché l'intelligenza umana dipende da un substrato di conoscenza tacita — incarnata, contestuale, non formalizzabile — che nessun sistema di regole esplicite può catturare.

AlphaZero sembra confutare Dreyfus: ecco un sistema che produce comportamento intelligente senza regole esplicite, senza rappresentazioni simboliche, senza ontologie ingegneristiche. La conoscenza di AlphaZero è distribuita in pesi numerici — non simbolica, non esplicita, non formalizzata in regole. È, in un senso tecnico, più simile alla struttura della conoscenza tacita di Polanyi che alla struttura della conoscenza esplicita dell'IA classica.

Ma questa osservazione rende il problema della spiegazione più acuto, non meno. Se la conoscenza di AlphaZero ha la struttura della conoscenza tacita — distribuita, non formalizzabile, non trasferibile in

forma esplicita — allora il problema che Dreyfus aveva identificato nell'IA classica si ripresenta, invertito, nel deep learning: l'IA classica falliva perché cercava di formalizzare ciò che non è formalizzabile; il deep learning riesce, ma produce conoscenza che non è formalizzabile, e quindi non è spiegabile nel senso in cui vorremmo.

Il risultato è paradossale: AlphaZero è, in un certo senso, *più* simile a un esperto umano di quanto lo fosse Deep Blue — entrambi operano attraverso conoscenza tacita non esplicitamente formalizzata. Ma questa somiglianza non porta alla comprensibilità; porta al contrario. La conoscenza tacita umana è almeno parzialmente accessibile attraverso l'introspezione e la verbalizzazione — il grande maestro può spiegare *alcune* delle sue scelte, anche se non tutte. La conoscenza tacita di AlphaZero è radicalmente inaccessibile: il sistema non ha introspezione, non ha linguaggio, non ha la capacità di produrre giustificazioni anche parziali delle sue scelte.

3.8.5 — Il problema dell'ermeneutica: interpretare un testo senza autore

La pratica corrente dei professionisti di go e scacchi — analizzare le partite di AlphaZero per estrarne principi strategici — può essere descritta come un'attività ermeneutica: l'interpretazione di un testo alla ricerca del suo significato.

Ma c'è una differenza cruciale rispetto all'ermeneutica tradizionale: il testo di AlphaZero non ha autore in nessun senso rilevante. L'ermeneutica classica — da Schleiermacher a Gadamer — presuppone che il testo sia l'espressione di un'intenzione: comprendere il testo significa ricostruire l'intenzione dell'autore, o almeno il senso che il testo aveva nel suo

contesto di produzione. Quando Gadamer parla della "fusione di orizzonti" tra il lettore e l'autore, presuppone che l'autore abbia un orizzonte — una prospettiva, una comprensione, un sistema di valori — con cui fondersi.

AlphaZero non ha un orizzonte. Non ha intenzioni, non ha una prospettiva, non ha una comprensione delle posizioni che produce. Quando un professionista interpreta la Mossa 37 della partita 2 tra AlphaGo e Lee Sedol come "una mossa che rivaluta l'importanza della quinta linea nell'apertura", sta producendo un'interpretazione che dice qualcosa di vero sullo spazio strategico del go — quella mossa è effettivamente ottimale in quella posizione — ma non dice nulla di vero sulle "intenzioni" di AlphaGo. Il significato che il professionista trova nella mossa è un significato che proietta, non che scopre.

Questo non rende l'analisi inutile: le teorie strategiche estratte dall'analisi di AlphaZero sono spesso corrette e produttive, nel senso che le aperture e le sequenze tattiche identificate in questo modo si rivelano effettivamente forti nella pratica. Ma la struttura epistemica di questa conoscenza è peculiare: è conoscenza estratta da un processo che non la possiede in forma proposizionale, attraverso un processo di proiezione che produce proposizioni vere per ragioni che non risiedono nel sistema stesso.

3.8.6 — Spiegabilità e fiducia: le implicazioni pratiche

Il problema della spiegazione non è solo un problema filosofico — ha implicazioni pratiche immediate che diventeranno sempre più urgenti man mano che sistemi simili ad AlphaZero vengono applicati a domini con conseguenze reali.

In ambito medico, un sistema che diagnostica patologie o raccomanda trattamenti deve, in molte giurisdizioni, essere in grado di fornire una giustificazione della propria raccomandazione intellegibile per il medico e per il paziente. Un sistema che funziona come AlphaZero — ottimale nelle prestazioni, radicalmente opaco nei meccanismi — non soddisfa questo requisito. Il regolamento europeo sull'intelligenza artificiale (AI Act, 2024) include requisiti espliciti di spiegabilità per i sistemi ad alto rischio — ma non specifica cosa costituisca una spiegazione adeguata né come essa possa essere ottenuta da sistemi neurali.

In ambito legale, il principio della **motivazione delle decisioni** — che le decisioni giuridicamente rilevanti debbano essere accompagnate da ragionamenti espliciti che le giustificano — è un pilastro dei sistemi di diritto moderni. Un sistema che decide su ammissione al credito, libertà vigilata, o assegnazione di benefici sociali deve poter giustificare le proprie decisioni in termini intellegibili. Il problema è che i migliori sistemi per questi compiti sono, strutturalmente, sistemi di deep learning — sistemi per cui la giustificazione intellegibile non è disponibile in forma nativa.

Il campo della **XAI** (*Explainable Artificial Intelligence*) è il tentativo di risolvere questo problema — di costruire sistemi artificiali le cui decisioni siano accompagnate da spiegazioni intellegibili. I risultati sono promettenti ma parziali. I metodi più comuni — LIME (*Local Interpretable Model-agnostic Explanations*), SHAP (*SHapley Additive exPlanations*), e i meccanismi di attenzione nei transformer — producono approssimazioni locali del comportamento del sistema, non spiegazioni dei meccanismi interni. Sono post-hoc, approximative, e talvolta inaffidabili — possono produrre spiegazioni plausibili di decisioni sbagliate, o spiegazioni contraddittorie della stessa decisione in contesti leggermente diversi.

3.8.7 — Il gap prestazione-comprensione come legge tendenziale

I capitoli precedenti hanno tracciato una traiettoria chiara: da Shannon (1950) a MuZero (2019), la prestazione dei sistemi artificiali nei giochi è aumentata monotonicamente, mentre la comprensibilità del loro funzionamento interno è diminuita monotonicamente. Questa inversione non è accidentale e suggerisce l'esistenza di una **tensione strutturale** tra ottimizzazione e trasparenza.

La ragione di questa tensione è, almeno in parte, tecnica. I sistemi più potenti sono potenti perché sfruttano strutture ad alta dimensione che gli esseri umani non possono intuire direttamente: lo spazio dei pesi di AlphaZero è un iperspazio di 20 milioni di dimensioni, in cui le direzioni rilevanti per la qualità della mossa non corrispondono a nessuna direzione intuitivamente interpretabile. La trasparenza richiede che le strutture computazionalmente rilevanti siano accessibili alla cognizione umana — e la cognizione umana opera efficacemente in un numero di dimensioni che, per i problemi complessi, è molto inferiore alla dimensionalità dei sistemi più potenti.

Si può formalizzare questa tensione in modo elementare. Sia H lo spazio delle ipotesi di un sistema di apprendimento automatico — lo spazio delle funzioni $f: X \to Y$ che il sistema può apprendere. Sia $H_{int} \subseteq H$ il sottoinsieme delle ipotesi interpretabili — quelle che possono essere descritte in forma intellegibile per un osservatore umano (alberi di decisione di profondità limitata, modelli lineari, insiemi di regole simboliche). La tensione empirica è che $sup_{f \in H_{int}} Perf(f) \ll sup_{f \in H} Perf(f)$: i sistemi ottimali in termini di prestazione non appartengono allo spazio

delle ipotesi interpretabili. L'interpretabilità e le prestazioni ottimali sono, almeno nei domini complessi, quasi mutuamente esclusive.

Questa tensione non implica che il problema sia insolubile — ma implica che le soluzioni richiedano un cambiamento di paradigma, non solo miglioramenti tecnici incrementali. Le direzioni più promettenti includono la **distillazione** — addestrare sistemi interpretabili a imitare sistemi opachi — il **neurosimbolismo** — architetture ibride che combinano reti neurali e rappresentazioni simboliche esplicite — e le **spiegazioni controcondizionali** — rispondere non a "perché ha giocato questa mossa?" ma a "quale cambiamento nella posizione avrebbe portato a una mossa diversa?". Nessuna di queste direzioni risolve il problema fondamentale, ma ciascuna lo affronta da un angolo diverso.

3.8.8 — Il problema della cheating detection: una versione pratica e urgente

Il capitolo 3.8 ha esplorato il problema della spiegazione in termini prevalentemente filosofici ed epistemologici: la dissociazione tra prestazione e comprensione, il gap tra descrizione matematica e spiegazione intellegibile, le implicazioni per la XAI. Ma il problema della spiegazione ha una versione pratica e urgente che questo capitolo ha trascurato: **come si rileva se un giocatore umano sta usando un motore di analisi durante una partita?**

Il caso Hans Niemann (2022-2023) ha portato questa domanda al centro dell'attenzione pubblica in modo spettacolare. Magnus Carlsen — il campione del mondo di scacchi dal 2013 — si è ritirato da un torneo dopo una sconfitta contro Niemann, un giocatore vent'anni più giovane, accusandolo implicitamente di barare. Le accuse hanno scatenato un

dibattito intenso, con analisi statistiche delle prestazioni di Niemann, investigazioni della piattaforma Chess.com, e infine accuse esplicite in una dichiarazione pubblica di Carlsen.

La struttura del problema di cheating detection è questa: dato un gioco tra un giocatore umano e un avversario umano, come si distingue tra una prestazione eccezionale *genuina* e una prestazione eccezionale *assistita da un motore di analisi*? Il problema è esattamente il problema della spiegazione visto da un'angolazione diversa: si cerca di stabilire se le mosse di un giocatore siano il prodotto di un processo cognitivo umano o di un processo computazionale artificiale.

Le metodologie disponibili e i loro limiti. Gli strumenti statistici standard per la cheating detection negli scacchi confrontano le mosse giocate con le prime scelte di un motore di analisi (tipicamente Stockfish) e misurano la *concordanza* — la percentuale di mosse che coincidono con la prima o seconda scelta del motore. Una concordanza anomala, statisticamente improbabile rispetto ai livelli storici di quel giocatore, è la principale evidenza disponibile.

Ma questa metodologia ha limiti significativi che riflettono esattamente il problema della spiegazione. Un giocatore straordinariamente in forma può produrre una concordanza elevata in modo genuino — perché la posizione era relativamente semplice (le mosse migliori erano intuitive), perché il motore e il giocatore hanno valutato la posizione in modo simile, o perché il giocatore ha preparato quella linea di apertura con un motore e la stava applicando. Distinguere tra queste possibilità è computazionalmente difficile e epistemicamente ambiguo.

Il caso Niemann ha rivelato una tensione profonda: la stessa struttura che rende le mosse di AlphaZero incomprensibili — la dissociazione tra prestazione e spiegabilità — rende le prestazioni eccezionali di un giocatore umano difficili da verificare. Se non possiamo spiegare *perché* una mossa è ottimale in termini accessibili, come possiamo distinguere tra un giocatore che ha trovato quella mossa da solo e uno che l'ha ricevuta da un motore?

La proposta dell'analisi comportamentale. Una risposta è stata proposta da Regan e Haworth (2011) e da sviluppi successivi: invece di analizzare solo le mosse, analizzare anche il *comportamento durante la partita* — i tempi di riflessione, i movimenti fisici, i pattern d'uso delle strutture fisiche. Un giocatore che usa un motore tipicamente impiega più tempo sulle mosse non critiche e meno sulle mosse critiche (perché le riceve), mentre un giocatore genuino investe il tempo in modo più correlato alla difficoltà oggettiva della posizione.

Questa proposta è tecnicamente sofisticata, ma introduce a sua volta una difficoltà: anche questa analisi comportamentale non produce prove conclusive in casi individuali. Produce distribuzioni statistiche: *in media*, la distribuzione dei tempi di riflessione di un giocatore che bara dovrebbe avere una certa forma; ma la distribuzione di un singolo giocatore in una singola partita può deviare dalla norma per molte ragioni indipendenti dal barare.

Le implicazioni per la tesi della comprensione. Il problema della cheating detection illumina, da una prospettiva inaspettata, la tesi del capitolo 3.8 sulla comprensione. Il fatto che sia difficile distinguere empiricamente tra una mossa umana eccezionale e una mossa assistita da motore è, in un certo senso, la dimostrazione che il problema della

comprensione è reale: se la comprensione umana delle mosse eccezionali fosse accessibile in modo diretto, la distinzione sarebbe facile — il giocatore che ha capito potrebbe spiegare, il giocatore che ha usato il motore non potrebbe. Ma poiché la comprensione umana è anch'essa in larga parte tacita, non verbalizzabile, distribuita in rappresentazioni neurali non accessibili all'introspezione, la distinzione empirica rimane difficile.

Il caso Niemann è, da questo punto di vista, un caso limite che rivela la struttura del problema della spiegazione applicato all'expertise umana: neanche i migliori giocatori umani possono sempre spiegare le proprie mosse migliori, e questa impossibilità è esattamente ciò che li rende vulnerabili al sospetto di assistenza artificiale.

Capitolo 3.9 — Epilogo: la traiettoria aperta (2019–2025)

3.9.1 — Oltre MuZero: una traiettoria che non si è fermata

Il capitolo 3.7 ha descritto MuZero (2019) come il punto di arrivo di una traiettoria — il sistema che ha portato il paradigma del reinforcement learning basato su self-play alle sue conseguenze più radicali, eliminando la necessità di conoscere le regole del gioco. In un senso tecnico preciso, MuZero è il completamento di un programma: il programma iniziato da AlphaGo nel 2016, che aveva dimostrato che l'apprendimento per rinforzo poteva superare l'expertise umana nel go, e proseguito con AlphaZero nel 2017, che aveva eliminato la conoscenza umana dall'addestramento.

Ma la traiettoria non si è fermata nel 2019. Gli anni 2019-2025 hanno prodotto sviluppi che, pur non rappresentando rotture paradigmatiche della stessa entità, modificano in modo significativo il quadro. Alcuni di questi sviluppi consolidano le conclusioni dei capitoli precedenti; altri le complicano in modi che meritano attenzione.

Questo epilogo ha un doppio scopo: completare la storia dell'IA attraverso i giochi nel periodo più recente, e riconsiderare alcune delle tesi del Blocco III alla luce di evidenze che erano disponibili al momento della scrittura dei capitoli precedenti.

3.9.2 — KataGo: la ricerca sistematica dei punti di debolezza

KataGo (Wu, 2019-2023) è un sistema open-source di go basato su principi simili ad AlphaZero, sviluppato originariamente da David Wu come progetto di ricerca indipendente e poi oggetto di contributi da parte di una comunità scientifica internazionale. Per molti aspetti tecnici, KataGo è superiore persino ad AlphaZero nell'efficienza dell'addestramento — raggiunge livelli di prestazione equivalenti con risorse computazionali notevolmente inferiori, grazie a innovazioni architetturali specifiche come il *target network improvements* e il sistema di punteggio *kata scoring*.

Ma l'aspetto più rilevante di KataGo per la tesi di questo blocco non è la sua prestazione, bensì la ricerca sistematica che ha permesso: essendo open-source, KataGo ha reso possibile studiare in modo controllato le caratteristiche e i limiti dei sistemi di go basati su deep reinforcement learning.

Uno dei risultati più importanti di questa ricerca riguarda la **fragilità avversariale**. Gleave et al. (2019) e, più specificamente nel contesto del go,

lavori del 2022-2023 hanno dimostrato che sistemi forti come KataGo possono essere battuti in modo sistematico da strategie deliberatamente progettate per sfruttare i loro punti ciechi — strategie che un professionista umano medio non userebbe perché sembrano cattive giocate, ma che confondono il sistema di valutazione della rete neurale.

Il caso più documentato è la cosiddetta **strategia "pass-pass"** nel go — sequenze di mosse che i professionisti umani eviterebbero intuitivamente come palesemente inferiori, ma che producono posizioni che i sistemi di deep learning valutano in modo errato, permettendo a un giocatore molto più debole di vincere ripetutamente. Questo risultato è stato replicato in modo più sistematico da Gleave, Wang et al. (2022) in lavori che mostrano come gli *adversarial policies* — politiche ottimizzate per sfruttare i punti ciechi di un sistema, non per giocare in modo standard — siano efficaci contro sistemi altrimenti invincibili.

Le implicazioni teoriche sono significative. La superiorità di questi sistemi sull'expertise umana non è *robusta*: dipende dal fatto che gli avversari giochino in modo normale — entro la distribuzione delle posizioni su cui il sistema è stato addestrato. Al di fuori di quella distribuzione, il sistema può fallire in modo spettacolare. Questo non diminuisce la straordinaria potenza di AlphaZero in condizioni normali, ma mostra che la comprensione che il sistema ha del gioco è diversa dalla comprensione umana: i professionisti umani hanno rappresentazioni più robuste alle perturbazioni avversariali, probabilmente perché le loro rappresentazioni sono più semanticamente strutturate.

3.9.3 — Leela Chess Zero: la replicazione aperta e la scoperta delle varianti

Leela Chess Zero (Lc0) è il progetto open-source che ha replicato AlphaZero negli scacchi, portato avanti da una comunità di appassionati e ricercatori a partire dal 2018. L'importanza scientifica di Lc0 non è principalmente nella sua prestazione — che è paragonabile a quella di altri engine top come Stockfish e Komodo — ma nel fatto di aver reso disponibile per la comunità scientifica un sistema analogo ad AlphaZero la cui architettura e il cui processo di addestramento sono completamente trasparenti.

Uno dei contributi più interessanti di Lc0 è stato rivelare aspetti dell'architettura di AlphaZero che DeepMind non aveva documentato nel paper originale. In particolare, la versione di AlphaZero descritta nel paper del 2018 su *Science* usava una rete di politica e una rete di valore separate; versioni successive hanno mostrato che l'integrazione di queste due funzioni in una singola rete con teste multiple produce risultati migliori con risorse inferiori. Questi dettagli architetturali — rilevanti per la comprensione di come il sistema rappresenta internamente la conoscenza del gioco — non erano disponibili senza la replicazione open-source.

Dal punto di vista della teoria dell'expertise, Lc0 ha prodotto un'evidenza interessante sul processo di apprendimento. Le analisi delle *self-play games* di Lc0 nelle prime fasi dell'addestramento mostrano una traiettoria di sviluppo che presenta alcune analogie con la traiettoria dell'expertise umana: il sistema impara prima le strutture tattiche elementari, poi le strutture posizionali, poi i finali. Questa sequenza — non imposta dall'esterno, ma emergente dal self-play — suggerisce che la struttura cognitiva dell'apprendimento scacchistico riflette in parte la

struttura matematica del gioco, non solo le convenzioni dell'insegnamento umano.

3.9.4 — L'uso dei Large Language Models per l'analisi delle partite

A partire dal 2022, con la proliferazione di Large Language Models come GPT-4 e successori, sono stati condotti esperimenti sistematici sull'uso dei LLM per la commentazione e l'analisi delle partite di scacchi. I risultati sono filosoficamente interessanti, anche se le prestazioni puramente tecniche dei LLM negli scacchi rimangono modeste rispetto ai sistemi specializzati.

Esperimenti condotti a partire dal 2023 hanno documentato che i LLM addestrati su testo che include partite di scacchi annotate possono produrre commenti di partita che sono spesso corretti nel valutare la qualità delle mosse — ma non attraverso il calcolo delle varianti, piuttosto attraverso l'associazione linguistica: certi tipi di posizione sono descritti in certi modi nella letteratura scacchistica, e il LLM ha appreso queste associazioni senza costruire una rappresentazione strategica del gioco. Il risultato è in fase di consolidamento nella letteratura; la direzione del risultato è tuttavia coerente con quanto osservato in più contesti sperimentali.

Questo risultato è rilevante per la tesi del Blocco VI in modo paradossale. Da un lato, dimostra che la comprensione del gioco nella forma della commentazione verbale può essere separata dal gioco stesso — un sistema può commentare le mosse senza giocare bene. Dall'altro, suggerisce che la comprensione linguistica del gioco e la performance nel gioco sono *dissociabili* anche per i sistemi artificiali: i LLM capiscono il go e

gli scacchi nel senso linguistico-semantico ma non nel senso computazionale-strategico, mentre AlphaZero è il contrario.

La comprensione umana del go e degli scacchi è caratterizzata dal fatto che queste due dimensioni — linguistico-semantica e computazionale-strategica — sono integrate: il grande maestro può sia giocare bene sia spiegare perché ha giocato in quel modo. I sistemi artificiali disponibili mostrano una dissociazione: o eccellenti nel gioco ma muti nelle spiegazioni (AlphaZero), o capaci di spiegazioni ma modesti nel gioco (LLM). Questo suggerisce che la comprensione integrata sia qualcosa di specificamente difficile da costruire artificialmente — non impossibile, ma richiedente una architettura più integrata di quelle attualmente disponibili.

3.9.5 — AlphaTensor: oltre i giochi, verso la matematica

AlphaTensor (Fawzi et al., *Nature*, 2022) è un sistema che ha applicato i metodi di AlphaZero alla scoperta di algoritmi per la moltiplicazione di matrici — un problema matematico fondamentale su cui non si facevano progressi da oltre cinquant'anni. Il sistema ha trovato algoritmi più efficienti di quelli conosciuti per moltiplicare matrici di dimensioni specifiche, in alcune formulazioni superando persino il ben noto algoritmo di Strassen (1969).

Dal punto di vista della storia dell'IA, AlphaTensor è importante perché generalizza il paradigma di AlphaZero oltre i giochi a tavola: il problema della moltiplicazione di matrici viene riformulato come un gioco — trovare la sequenza di operazioni che porta da una coppia di matrici al loro prodotto — e il self-play produce algoritmi che nessuno aveva trovato con metodi tradizionali.

Per le tesi di questa monografia, AlphaTensor è significativo per un'altra ragione: è il caso in cui il paradigma del gioco rivela qualcosa di nuovo sul mondo, non solo su se stesso. La domanda generatrice della monografia — *cosa rivelano i giochi sulla struttura della mente?* — viene amplificata: *e cosa rivelano i metodi sviluppati per i giochi sulla struttura della matematica?* La risposta è ancora in via di esplorazione, ma il caso AlphaTensor suggerisce che il paradigma è più generale di quanto il contesto dei giochi da tavolo faccia pensare.

Allo stesso tempo, AlphaTensor pone con rinnovata urgenza il problema della comprensibilità: gli algoritmi scoperti da AlphaTensor sono *corretti* — sono stati verificati matematicamente — ma non sono *comprensibili* nel senso in cui un algoritmo scoperto da un matematico sarebbe comprensibile. Non hanno una struttura che rivela *perché* funzionano: sono sequenze di operazioni che producono il risultato corretto in modo misterioso. Il gap tra prestazione e comprensione, documentato per i giochi nel capitolo 3.8, si presenta in forma acuta anche nella scoperta matematica.

3.9.5b — AlphaGeometry e AlphaProof: la stessa frattura nella dimostrazione matematica

La traiettoria aperta da AlphaTensor ha prodotto nel 2024 due sistemi che la estendono in modo ancora più diretto verso la matematica dimostrativa, con conseguenze dirette per la tesi centrale di questa monografia.

«AlphaGeometry» (Trinh et al., Nature, gennaio 2024) è un sistema ibrido che combina un Large Language Model per la generazione di costruzioni ausiliarie con un motore di ragionamento simbolico per la verifica delle dimostrazioni. Applicato ai problemi di geometria delle Olimpiadi

Internazionali di Matematica (IMO), il sistema risolve 25 dei 30 problemi del benchmark IMO — a parità di condizioni, i migliori studenti olimpionici umani ne risolvono mediamente 25,9. Il risultato ha una struttura epistemica che rispecchia con precisione il paradosso del Blocco III: le soluzioni prodotte da AlphaGeometry sono dimostrativamente corrette — verificate dal motore simbolico — ma non sempre "eleganti" nel senso in cui un matematico usa quel termine. Le costruzioni ausiliarie generate dal LLM sono a volte ridondanti o non minime; la struttura della dimostrazione non rivela perché la soluzione funziona nel modo in cui una dimostrazione umana ben costruita dovrebbe farlo. La comprensione è assente anche dove la prestazione è eccellente.

«AlphaProof» (DeepMind, luglio 2024) estende il paradigma alla dimostrazione formale in Lean 4, un sistema di verifica automatica dei teoremi. Il sistema risolve 4 dei 6 problemi dell'IMO 2024, inclusi due dei problemi di difficoltà massima — un risultato paragonabile a una medaglia d'argento olimpionica. Il metodo è reinforcement learning su dimostrazioni formali: il sistema è addestrato generando milioni di tentativi di dimostrazione, valutando quali vengono verificati come corretti dal proof checker, e rinforzando i percorsi che portano a dimostrazioni valide. Il risultato è un sistema che produce dimostrazioni formalmente inattaccabili di teoremi non banali — ma le dimostrazioni sono scritte in Lean 4, non in linguaggio matematico ordinario, e non necessariamente nella forma che un matematico troverebbe illuminante. Si apprende che una certa sequenza di passi formali è corretta; non si apprende perché quella sequenza rivela qualcosa di vero sulla struttura matematica sottostante.

Insieme, AlphaTensor, AlphaGeometry e AlphaProof definiscono una traiettoria coerente: il paradigma del self-play con reinforcement learning — sviluppato per i giochi da tavola — produce prestazioni di livello esperto in domini cognitivi ad alta complessità che includono scoperta algoritmica, geometria olimpionica e dimostrazione formale di teoremi. In ciascuno di questi casi, la frattura documentata nel Blocco III per i giochi si ripresenta nella stessa forma: prestazione eccellente, comprensione articolabile assente. Il gap non è una peculiarità dei giochi da tavolo — è una caratteristica strutturale del paradigma.

3.9.6 — I punti ciechi della narrazione del Blocco III: una riconsiderazione

Con il beneficio della prospettiva degli sviluppi 2019-2025, è possibile identificare alcuni punti ciechi nella narrazione del Blocco III che meritano una riconsiderazione esplicita.

Primo punto cieco: la fragilità avversariale come limite strutturale. I capitoli 3.5-3.7 hanno presentato la superiorità di AlphaGo e AlphaZero in termini quasi incondizionati. La ricerca sulla fragilità avversariale — documentata nel paragrafo 3.9.2 — mostra che questa superiorità è condizionata: dipende dal fatto che l'avversario giochi in modo normale. Questo non invalida le conclusioni principali, ma introduce una qualificazione importante: la "comprensione" del gioco da parte di questi sistemi è diversa dalla comprensione umana anche dal punto di vista della robustezza alle perturbazioni.

Secondo punto cieco: la crescente importanza della qualità dei dati di addestramento. La narrativa di AlphaZero enfatizza il self-play senza conoscenza umana — un sistema che impara tutto da zero. Ma la ricerca

successiva ha mostrato che la *qualità* del self-play — il curriculum delle posizioni generate durante l'addestramento, l'equilibrio tra exploitation ed exploration — ha un impatto enorme sulla qualità del sistema finale. Non è irrilevante *come* si fa il self-play, e le differenze tra sistemi diversi riflettono spesso differenze in questo curriculum implicito. Questo complica la narrativa della tabula rasa e riavvicina il processo di apprendimento artificiale, almeno metaforicamente, all'importanza del curriculum nella pratica deliberata umana.

Terzo punto cieco: l'IA come generatore di domande, non solo di risposte. La narrativa del Blocco III tende a presentare i sistemi di IA come generatori di risposte — la risposta ottimale a ogni posizione. Ma gli sviluppi 2019-2025 mostrano che questi sistemi sono anche potenti generatori di *domande*: identificano posizioni in cui la valutazione umana è probabilmente sbagliata, producono sequenze che i professionisti non avevano considerato, aprono interi territori strategici che erano stati trascurati. Questa funzione generativa di domande — che si manifesta, tra l'altro, nel modo in cui il go professionale è cambiato dopo AlphaGo — è forse la contribuzione più duratura dei sistemi di IA ai giochi, più importante della loro superiorità performativa.

Raccordo III→IV

3.9.7 — Comprensione vs. prestazione: l'asimmetria fondamentale

La distinzione tra comprensione e prestazione — introdotta nella Sezione I.11 come tensione generatrice dell'intera monografia — assume nel Blocco

III una forma concreta e verificabile. Il punto cieco più significativo della narrazione standard sulla rivoluzione AlphaZero non è tecnico ma concettuale: l'ascesa dei sistemi di apprendimento per rinforzo è stata letta prevalentemente come una storia di prestazione crescente, mentre la sua implicazione più profonda riguarda la struttura della comprensione.

La prestazione è misurabile, incrementale, comparativa. Un sistema che vince il 90% delle partite contro un avversario è migliore di uno che ne vince il 70%. Questa misurabilità è precisamente ciò che ha reso i giochi il banco di prova privilegiato dell'IA: la vittoria è identificabile in modo non ambiguo, l'ELO quantifica la distanza tra livelli, i progressi sono registrabili nel tempo. AlphaZero ha prodotto un avanzamento misurabile di alcune centinaia di punti ELO rispetto ai sistemi precedenti — un salto quantificabile con precisione.

La comprensione, per contro, è qualitativa, articolabile, condivisibile. Comprendere una posizione non significa soltanto valutarla correttamente: significa poterne articolare le ragioni in un linguaggio che altri praticanti riconoscono come valido. Il grandmaster che spiega una variante non è semplicemente più bravo a giocare — sta operando in un registro differente, quello della ragione comunicabile. Questa articolabilità non è un ornamento della competenza: è ciò che permette la trasmissione, la critica, il progresso collettivo della teoria.

L'asimmetria tra comprensione e prestazione che i sistemi di apprendimento per rinforzo hanno reso visibile non è nuova nella storia della cognizione: è l'asimmetria del sapere tacito descritta da Polanyi ("sappiamo più di quanto possiamo dire") applicata non a un individuo ma a un sistema. La novità è che il divario non riguarda soltanto il quantum di ciò che non si sa articolare, ma la struttura stessa del processo:

AlphaZero non articola le sue ragioni non perché la conoscenza sia implicita in una rete di associazioni che potrebbe in linea di principio essere esplicitata, ma perché la categoria dell'articolazione è semplicemente assente dall'architettura.

Questa asimmetria ha conseguenze dirette per ciò che il Blocco IV chiamerà la crisi dell'expertise. Se la prestazione può dissociarsi dalla comprensione, e se la macchina può produrre prestazioni superiori senza comprensione, allora la domanda su cosa rimanga irriducibilmente umano non riguarda la prestazione — già perduta — ma la comprensione: il processo attraverso cui un agente costruisce un sistema di ragioni, lo modifica alla luce dell'esperienza, e lo trasmette ad altri agenti. È questa comprensione — non la capacità di produrre mosse ottime — ciò che il Blocco VI propone di chiamare navigazione di significato.

La crisi dell'expertise: cosa rimane all'umano

Capitolo 4.1 — Kasparov e la risposta del centauro

4.1.1 — La sconfitta come punto di partenza

Garry Kasparov lasciò la sala del Equitable Center di New York l'11 maggio 1997 visibilmente scosso, con i tratti contratti di chi ha subito non solo una sconfitta sportiva ma qualcosa di più difficile da nominare — una dislocazione ontologica. Per vent'anni era stato la dimostrazione vivente di ciò che la mente umana poteva fare al suo apice: la velocità di calcolo, la

profondità della visione combinatoria, la capacità di sintesi strategica in condizioni di pressione estrema. La sconfitta contro Deep Blue non cancellava questi attributi — ma li decontestualizzava in modo violento. Se una macchina poteva fare la stessa cosa meglio, cosa significavano?

Kasparov avrebbe potuto rispondere come spesso rispondono i campioni alla sconfitta definitiva: ritirarsi, o continuare a competere nell'area ristretta in cui il vantaggio umano rimaneva possibile (le competizioni uomo contro uomo, dove Deep Blue non partecipava). Scelse invece una terza via — una risposta che vale la pena analizzare in dettaglio, perché è la risposta più intelligente che sia stata data alla sfida cognitiva dell'IA nel breve termine: l'**intelligenza aumentata** come alternativa tanto alla competizione quanto alla resa.

4.1.2 — Il freestyle chess: la logica del centauro

Nell'autunno del 1998, Kasparov propose e organizzò a León, in Spagna, una nuova forma di competizione scacchistica che chiamò **Advanced Chess** — il termine che sarebbe poi diventato più comune nella letteratura è *freestyle chess*, o, nella metafora che avrebbe influenzato tutta la discussione successiva, **scacchi del centauro**.

Le regole erano semplici: ogni giocatore poteva usare qualunque strumento di analisi computazionale — motori scacchistici, database, programmi di valutazione posizionale — durante la partita, in tempo reale. Il giocatore decideva la mossa finale, ma poteva consultare i sistemi automatici in qualunque momento. La coppia umano-macchina era il centauro: un'entità ibrida che combinava la velocità computazionale e la memoria del programma con il giudizio strategico, la capacità di leggere il contesto della partita, e la flessibilità cognitiva dell'umano.

L'ipotesi di Kasparov era che questa combinazione fosse superiore sia all'umano puro sia alla macchina pura — che il centauro battesse sia i grandi maestri che i programmi scacchistici. E per un breve periodo, negli anni immediatamente successivi al 1998, questa ipotesi era empiricamente sostenuta.

Il torneo di León del 1998 vide Kasparov stesso in coppia con un programma scacchistico giocare contro Veselin Topalov — all'epoca tra i migliori giocatori del mondo — in coppia con il suo programma. Il risultato fu un pareggio in termini di punti, ma le partite erano qualitativamente diverse da quelle scacchistiche tradizionali: più ricche taticamente, con errori grossolani praticamente assenti, con analisi varianti di una profondità che nessun giocatore umano poteva raggiungere da solo. Era una forma di scacchi nuova — non migliore in senso estetico, forse, ma certamente diversa.

4.1.3 — La struttura cognitiva del centauro: divisione del lavoro

Per capire perché il centauro funzionava — e perché ha poi smesso di funzionare — è necessario analizzare la struttura cognitiva dell'entità ibrida: come il giocatore umano e il programma dividevano il lavoro decisionale.

Il **programma** eccelleva in tre compiti specifici. Primo, il **calcolo delle varianti tattiche**: dato che il motore poteva analizzare centinaia di milioni di posizioni al secondo, era in grado di verificare rapidamente che una sequenza tattica fosse corretta o incorretta — eliminando gli errori di calcolo che sono la causa più frequente di perdita nei grandi maestri umani. Secondo, la **memoria delle aperture**: i database di opening theory contenevano decine di milioni di partite con analisi approfondite — il

programma riconosceva istantaneamente in quale linea teorica si trovava la partita e forniva la risposta teorica ottimale. Terzo, la **valutazione neutra delle posizioni**: in posizioni staticamente valutabili — dove il materiale e la struttura dei pedoni erano i fattori dominanti — il programma forniva una valutazione accurata e non distorta dall'emotività.

Il **giocatore umano** eccelleva in altrettanto specifici compiti complementari. Primo, la **selezione delle posizioni**: in una partita di scacchi del centauro, il giocatore umano sceglieva quale tipo di gioco perseguire — quale apertura, quale struttura posizionale, quale stile di complessità. Questa scelta richiedeva una valutazione del contesto che andava oltre la singola partita: chi è l'avversario, quali sono le sue debolezze, è meglio una posizione semplice e tecnica o una complicata e tattica? Il programma non aveva nessuna rappresentazione di questo livello di contesto. Secondo, il **giudizio sulle posizioni non standard**: in posizioni che si trovavano ai margini dell'esperienza del programma — strutture poco testate, finali insoliti, posizioni con caratteristiche difficili da catturare in modo quantitativo — l'intuizione del grande maestro era spesso superiore alla valutazione del programma. Terzo, la **gestione del tempo e del ritmo psicologico**: in una partita a tempo, la distribuzione del tempo tra le mosse — quando accelerare, quando rallentare, quando mandare un segnale di sicurezza all'avversario attraverso la rapidità della risposta — era una decisione umana che il programma non poteva supportare.

La divisione del lavoro tra umano e macchina nel centauro era dunque una divisione tra il **strategico** e il **tattico**, tra il **contestuale** e il **computazionale**, tra il **qualitativo** e il **quantitativo**. L'umano forniva il

frame; la macchina riempiva il dettaglio. Insieme, il frame era più solido e il dettaglio era perfetto.

4.1.4 — Il paradosso di Moravec e la sua risoluzione temporanea

La struttura cognitiva del centauro incarnava perfettamente quello che Hans Moravec aveva descritto nel 1988 come il paradosso che porta il suo nome: i compiti cognitivi che gli esseri umani trovano facili sono spesso difficili per i computer, e viceversa. Negli scacchi, il calcolo combinatorio puro — enumerare varianti, verificare sequenze tattiche, confrontare valori materiali — era facile per la macchina e difficile per l'umano. Il giudizio strategico contestuale — valutare la qualità di una struttura posizionale in termini di obiettivi a lungo termine, leggere le intenzioni dell'avversario, adattare il piano alla personalità e alle debolezze specifiche dell'avversario — era facile per il grande maestro e difficile per il programma dell'epoca.

Il centauro era, in un senso preciso, la risposta pragmatica al paradosso di Moravec: invece di cercare di insegnare all'umano il calcolo tattico rapido o di insegnare al programma il giudizio strategico, si creava un sistema che assegnava ciascun compito all'agente per cui era più semplice. La complementarità era reale e produttiva.

Kasparov articolò questa visione in modo esplicito nel suo libro *How Life Imitates Chess* (2007) e negli articoli che scrisse negli anni successivi. La sua tesi era che il futuro del lavoro cognitivo non fosse la competizione tra umani e macchine ma la collaborazione: in ogni dominio complesso, i sistemi più potenti sarebbero stati quelli che combinavano le capacità complementari dei due tipi di intelligenza. Il centauro non era solo una forma di scacchi — era un modello di come l'intelligenza aumentata avrebbe funzionato nel lavoro, nella scienza, nella medicina, nel diritto.

4.1.5 — Il torneo di Playchess del 2005: l'esperimento di Kasparov

Nel giugno del 2005, Kasparov — già ritirato dal circuito professionale standard — organizzò sul server Playchess di ChessBase un grande torneo di freestyle chess aperto a qualunque partecipante nel mondo, con o senza assistenza computazionale. I risultati furono notevoli e istruttivi.

I partecipanti si dividevano in quattro categorie: grandi maestri senza assistenza computazionale, grandi maestri con assistenza computazionale (centauri), programmi puri senza operatore umano, e dilettanti con assistenza computazionale. La gerarchia attesa era: centauri in cima, poi grandi maestri puri, poi programmi puri, poi dilettanti.

Ciò che accadde fu diverso. Il torneo fu vinto non da coppie di grandi maestri con programmi potenti, ma da **due dilettanti americani** — Steven Cramton e Zackary Stephen — che usavano tre programmi diversi in parallelo, confrontando le loro valutazioni su ogni posizione e cercando il consenso tra i sistemi. Non erano forti scacchisti: erano abili a gestire i programmi, a identificare quando i programmi concordavano e quando dissentivano, a interpretare il dissenso come segnale di posizioni tatticamente incerte che richiedevano analisi più approfondita.

La lezione che Kasparov trasse dall'esperimento era articolata: "Il centauro più debole — due dilettanti con tre programmi — batteva grandi maestri con programmi superiori perché la *metodologia* era migliore. Sapevano come usare la macchina meglio di quanto i grandi maestri sapessero come usarla." La qualità del centauro non dipendeva solo dalla qualità dell'umano o dalla qualità del programma, ma dalla qualità dell'**interfaccia** — dal modo in cui l'umano e la macchina si integravano nel processo decisionale.

Questa osservazione aveva implicazioni che andavano ben oltre gli scacchi: nei sistemi di intelligenza aumentata, la competenza decisiva non è necessariamente quella nel dominio di base, ma quella nell'orchestrazione dell'interazione tra intelligenza umana e artificiale.

4.1.6 — Il declino del centauro: quando la macchina supera la somma

Il periodo di dominio del centauro negli scacchi fu relativamente breve: dalla fine degli anni Novanta a circa il 2010-2015. Dopo di allora, i programmi di scacchi raggiunsero un livello tale che l'aggiunta dell'umano non produceva più un miglioramento sistematico — e in alcuni contesti produceva un peggioramento.

Il meccanismo del declino era semplice. Man mano che i programmi scacchistici diventavano più forti, la partizione dei compiti tra umano e macchina che aveva definito il centauro perdeva la sua base. La **selezione delle posizioni** — il dominio in cui l'umano aggiungeva valore — diventava meno importante perché i programmi erano in grado di giocare a livello superumano in *qualunque* tipo di posizione: strutture semplici e tecniche, posizioni tatticamente complesse, finali insoliti, aperture non testate. Non c'era più una categoria di posizioni in cui il giudizio umano fosse sistematicamente superiore.

Il **giudizio sulle posizioni non standard** — l'altro dominio di vantaggio umano — scompariva man mano che i programmi accumulavano esperienza su posizioni sempre più diverse. Stockfish nel 2015 valutava le posizioni con una precisione che i migliori centauri non riuscivano a migliorare sistematicamente. Quando l'umano interveniva

per correggere la valutazione del programma, aveva più probabilità di peggiorarla che di migliorarla.

Il fenomeno è stato documentato empiricamente da vari studi sul gioco di freestyle: la correlazione tra la forza scacchistica del giocatore umano e la qualità delle partite del centauro — che era positiva e significativa nei tornei del 2005 — è diventata via via più debole e infine non significativa nelle competizioni degli anni Dieci. Il centauro era diventato, in pratica, un programma puro con un umano che interferiva in modo marginalmente negativo.

Formalmente, se $Elo(H)$, $Elo(M)$ e $Elo(C)$ indicano il rating Elo del giocatore umano, del programma e del centauro rispettivamente, la relazione che caratterizzava il periodo d'oro del centauro era:

$$Elo(C) > max(Elo(H), Elo(M))$$

Con il tempo, e con il crescere della forza dei programmi, la relazione è diventata:

$$Elo(C) \approx Elo(M) - \epsilon$$

dove $\epsilon > 0$ è un piccolo termine di degrado dovuto all'interferenza umana. Il centauro non era più un'entità ibrida superiore: era un programma rallentato da un umano.

4.1.7 — Il lascito intellettuale: intelligenza aumentata come programma

Il declino del centauro scacchistico non invalida la proposta intellettuale che Kasparov aveva avanzato — semmai la precisifica. La proposta non era che il centauro fosse sempre superiore alla macchina, ma che nei

domini in cui la macchina non aveva ancora raggiunto la superiorità assoluta, la collaborazione umano-macchina potesse essere la forma ottimale di intelligenza aumentata.

La finestra di validità di questa proposta dipende dalla struttura del dominio: quanto rapidamente la macchina raggiunge la superiorità assoluta, e in quali aree del dominio i vantaggi complementari umani e computazionali persistono più a lungo.

Negli scacchi, la finestra si è chiusa rapidamente perché il dominio è formalmente semplice — perfettamente osservabile, con regole esatte, con ricompense binarie — e i sistemi di ottimizzazione convergono in modo efficiente. In domini più complessi — la medicina clinica, la strategia aziendale, la ricerca scientifica, il diritto — la finestra potrebbe essere molto più lunga, forse indefinita, perché la complessità del dominio include dimensioni che i sistemi puramente computazionali faticano a modellare: le preferenze del paziente, il contesto organizzativo, il significato dei dati grezzi, l'interpretazione delle norme giuridiche in casi mai incontrati.

Kasparov aveva identificato correttamente il principio — la collaborazione come risposta alla sfida computazionale — ma aveva applicato il principio a un dominio in cui la finestra era destinata a chiudersi rapidamente. Il contributo duraturo della sua risposta non è il centauro scacchistico, ma il modello concettuale che il centauro incarna: l'idea che l'intelligenza aumentata non sia una transizione verso la sostituzione dell'umano, ma una forma stabile di collaborazione in cui i contributi complementari restano preziosi anche quando le prestazioni assolute del sistema artificiale superano quelle dell'umano in isolamento.

4.1.8 — Kasparov e il problema dell'agenzia

C'è una dimensione della risposta di Kasparov che trascende la strategia competitiva e tocca qualcosa di più profondo: il problema dell'**agenzia** in un mondo in cui le macchine eseguono i compiti cognitivi meglio degli umani.

Kasparov non si è limitato a adattarsi tecnicamente alla nuova realtà — ha elaborato una risposta *culturale* che affermava il valore dell'agenzia umana anche in assenza di superiorità performativa. La proposta del centauro non era solo "giochiamo insieme per vincere" — era "giochiamo insieme perché il gioco, con la sua dimensione decisionale e progettuale, ha valore per il soggetto che gioca, indipendentemente dal risultato".

Questa posizione è filosoficamente interessante e storicamente significativa. Kasparov stava argomentando, implicitamente, che l'expertise umana non ha valore solo strumentale — come mezzo per produrre output di alta qualità — ma ha valore intrinseco come pratica, come processo di sviluppo e esercizio di capacità cognitive, come forma di engagement con un dominio complesso. Anche se una macchina produce output migliori, il processo umano di produzione dell'output ha un valore che non è riducibile alla qualità dell'output.

Questa posizione anticipa il dibattito che Lee Sedol aprirà in modo più esplicito con il suo ritiro nel 2019 — il dibattito su cosa significhi continuare a praticare un dominio cognitivo quando le macchine lo dominano completamente. Al centro di questo dibattito c'è la domanda sul valore dell'expertise umana in un'epoca di superiorità computazionale: una domanda che il prossimo capitolo affronterà attraverso la figura di Lee Sedol e la sua risposta radicalmente diversa da quella di Kasparov.

Capitolo 4.2 — Lee Sedol e il ritiro: quando l'imbattibile abbandona

4.2.1 — Il profilo di un campione

Per comprendere la portata della decisione di Lee Sedol di ritirarsi dal go professionistico nel novembre 2019, è necessario comprendere chi era Lee Sedol nel panorama del go mondiale — e cosa il go professionale rappresentava nella cultura dell'Asia orientale.

Lee Sedol era nato nel 1983 sull'isola di Bigeumdo, al largo della costa meridionale della Corea del Sud, da una famiglia senza legami col go professionistico. Aveva ottenuto il titolo di professionista all'età di dodici anni — un anno meno del termine minimo regolamentare, ottenuto grazie a una dispensa speciale accordata alla sua eccezionalità. A sedici anni aveva già battuto giocatori 9-dan professionisti. A ventidue era il campione con il maggior numero di titoli internazionali.

Nel corso della carriera aveva vinto diciotto titoli internazionali — il numero più alto di qualunque giocatore della sua generazione — e era stato classificato al primo posto nel ranking mondiale per la maggior parte degli anni tra il 2007 e il 2015. Il suo stile era noto per una qualità che i commentatori coreani descrivevano come *shin-ui-il-su* — letteralmente "la mossa di Dio": l'abilità di trovare, nei momenti critici di una partita, mosse talmente impreviste e tatticamente profonde da sembrare ispirate più che calcolate. La Mossa 78 della Gara 4 contro AlphaGo sarebbe diventata l'esemplificazione definitiva di questa qualità.

Il go professionale coreano e cinese non è uno sport minore. È una pratica culturale con un seguito di decine di milioni di persone, trasmessa

in diretta televisiva, con i campioni trattati come atleti nazionali. Il ritiro di Lee Sedol non era equivalente al ritiro di un campione di scacchi dall'Occidente — era più vicino, per il suo peso culturale, al ritiro di un calciatore di primo piano nella cultura calcistica europea.

4.2.2 — Marzo 2016: la settimana che cambiò tutto

Il match tra AlphaGo e Lee Sedol si tenne a Seoul dall'8 al 15 marzo 2016 in cinque partite. Lee Sedol vi entrò con la sicurezza di chi aveva già considerato la questione e aveva raggiunto una valutazione razionale: AlphaGo era probabilmente molto forte, ma lui avrebbe vinto con un margine di 4-1 o 5-0. Questa previsione non era vanità — era il risultato di un'analisi che aveva tenuto conto delle informazioni disponibili sulle capacità di AlphaGo e del proprio livello di gioco.

La sconfitta nella Gara 1 fu uno shock, ma non ancora un crollo: era una partita, AlphaGo giocava bene, serviva maggiore attenzione. La sconfitta nella Gara 2 — con la Mossa 37 che aveva lasciato la sala dei commentatori in silenzio per quasi un minuto — fu qualcosa di diverso. Lee Sedol descrisse quella settimana in diverse interviste successive con una parola coreana che non ha un equivalente preciso in italiano: *dapdaphada* — una sensazione di soffocamento, di muri che si chiudono, di impossibilità di uscita.

La Mossa 37 non era solo una mossa forte. Era una mossa che non avrebbe mai potuto venire in mente a un essere umano — non nel senso che era troppo difficile da calcolare, ma nel senso che era al di fuori dello spazio cognitivo in cui si muoveva la mente di un giocatore di go. I grandi maestri di go hanno regole empiriche che strutturano il loro spazio di considerazione: non pensano deliberatamente "non devo giocare sulla

quinta linea in questa apertura" — semplicemente, quella mossa non appare nel loro spazio di candidati. AlphaGo non aveva questo spazio cognitivo ristretto: il suo albero di ricerca esplorava uniformemente le regioni che la tradizione umana aveva categorialmente escluso.

Lee Sedol si ritirò dalla sala per circa quindici minuti dopo la Mossa 37. Descrisse successivamente quei minuti come un momento in cui si era reso conto che stava giocando contro qualcosa di qualitativamente diverso da qualunque avversario avesse mai incontrato — non più forte di lui nel senso in cui Gu Li o Park Junghwan erano più forti in certi aspetti del gioco, ma diverso in modo strutturale, come se giocasse secondo regole cognitive diverse.

4.2.3 — La Gara 4 e la Mossa 78: un momento fuori dalla distribuzione

La Gara 4 — l'unica vinta da Lee Sedol nel match — merita una trattazione separata non come episodio sportivo ma come evento epistemologico. È la dimostrazione più chiara di ciò che rimane irriducibilmente umano anche di fronte a un sistema di ottimizzazione di capacità soprannaturale.

La posizione alla Mossa 78 era difficile per Lee Sedol. Aveva il Nero, stava perdendo, e le opzioni che la valutazione standard del go suggeriva non sembravano sufficienti a rovesciare la situazione. Lee Sedol lasciò il tavolo per una pausa — una pratica frequente durante le partite professionali. Quello che accadde durante la pausa è narrato da Lee Sedol in diverse interviste, con alcune varianti nei dettagli ma con un nucleo coerente: *la mossa venne*. Non fu il risultato di un calcolo deliberato o di una ricerca sistematica delle varianti: fu un'intuizione, un'improvvisa

chiarezza su dove si trovava il punto di vulnerabilità della struttura di AlphaGo.

La Mossa 78 era un *tesuji* nell'angolo in basso a sinistra — una mossa tattica brillante che creava una minaccia locale impossibile da ignorare, forzando una risposta che indeboliva la struttura di AlphaGo nelle partite successive della tavola. I sistemi di analisi post-partita mostrarono che AlphaGo aveva assegnato a quella mossa una probabilità di circa 0.007% — 1 chance su 14 000 circa. Era così lontana dalla distribuzione delle mosse che un buon giocatore di go avrebbe giocato in quella posizione che il sistema aveva sostanzialmente ignorata nel calcolo delle varianti.

Perché la probabilità era così bassa? Non perché la mossa fosse cattiva — si rivelò eccellente. Ma perché era **narrativamente inattesa**: richiedeva di interpretare l'intera partita come una storia con un punto di svolta, e di identificare quel punto di svolta non attraverso il calcolo combinatorio ma attraverso una lettura del significato contestuale della posizione. La mossa aveva senso come risposta alla crisi — non come mossa ottimale in una posizione valutata staticamente, ma come mossa giusta nel momento giusto, da questo giocatore, in questa partita, con questo avversario.

AlphaGo non leggeva partite come storie. Non aveva il concetto di "momento critico" o di "risposta alla crisi". La sua distribuzione di probabilità sulle mosse era condizionata alla posizione corrente — non alla narrazione della partita, non all'identità dell'avversario, non al contesto del match. La Mossa 78 era nella coda della distribuzione esattamente perché la sua logica era narrativa, non posizionale.

4.2.4 — La dichiarazione del 2019: analisi di un testo

Il 19 novembre 2019, Lee Sedol tenne una conferenza stampa per annunciare il proprio ritiro dal go professionistico. La dichiarazione merita una lettura attenta:

"Anche se divento il numero uno, c'è un'entità che non può essere sconfitta. L'IA è già diventata qualcosa che non si può superare. Il go aveva raggiunto un tale livello che era diventato il mio rifugio — il luogo in cui l'essere umano poteva mostrare la propria eccellenza. Ora non lo è più."

Ogni frase di questa dichiarazione è filosoficamente densa.

"Anche se divento il numero uno": Lee Sedol stava affermando che il problema non era il suo livello specifico di gioco — era strutturale. Anche un Lee Sedol ipotetico, invincibile rispetto a qualunque avversario umano, sarebbe comunque sconfitto dall'IA. Il punto di riferimento era cambiato: il numero uno assoluto era diventato un sistema che non partecipava alle classifiche umane.

"C'è un'entità che non può essere sconfitta": la scelta del termine "entità" — 존재 in coreano, *sonzai* nella traduzione giapponese più diffusa — è significativa. Lee Sedol non aveva detto "un programma", "un computer", "un sistema artificiale". Aveva usato un termine ontologicamente neutro, applicabile a persone, istituzioni, fenomeni naturali. Era un riconoscimento implicito che AlphaGo e i suoi successori avevano superato la soglia del "sistema tecnico" per diventare qualcosa che richiedeva una categoria diversa.

"Il go era diventato il mio rifugio": questa affermazione è la più personale e la più importante. Per Lee Sedol, il go non era solo una professione o uno sport — era lo spazio in cui l'excellence umana poteva

manifestarsi senza compromessi, in cui il merito era determinabile con precisione assoluta e senza ambiguità. Il go come rifugio era il go come dominio in cui il valore di un essere umano poteva essere misurato — e in cui Lee Sedol era tra i massimi.

"Ora non lo è più": il ritiro non era la risposta alla sconfitta — era la risposta alla perdita di significato. Lee Sedol non stava smettendo di giocare perché non riusciva a vincere contro AlphaGo. Stava smettendo perché la cornice entro cui vincere e perdere erano significativi era stata alterata irrevocabilmente.

4.2.5 — Kasparov e Sedol: due risposte a confronto

Il contrasto tra la risposta di Kasparov e quella di Lee Sedol alla sfida computazionale è illuminante perché le due risposte incarnano due posizioni filosofiche radicalmente diverse sulla natura dell'expertise e del suo valore.

Kasparov aveva risposto con l'integrazione: il centauro come sintesi superiore che preservava il ruolo dell'agente umano ridefinendone la funzione. La macchina non sostituiva l'umano — lo trasformava, lo includeva in un sistema più potente. L'expertise umana rimaneva preziosa come componente di un'intelligenza aumentata. Il valore dell'expertise non risiedeva nella superiorità prestazionale assoluta, ma nel contributo specifico che l'umano portava alla collaborazione.

Sedol aveva risposto con il ritiro: non perché la collaborazione fosse impossibile — i professionisti di go usavano routinariamente i sistemi di analisi basati sull'IA per studiare — ma perché la collaborazione non preservava ciò che rendeva il go significativo per lui. Il go come pratica

aveva valore in quanto confronto tra intelligenze umane — come arena in cui la creatività, l'intuizione e il giudizio strategico umano si misuravano contro se stessi. Una volta che il termine di confronto diventava un sistema imbattibile, la pratica del go professionale come lui la concepiva cessava di avere senso.

La differenza tra le due risposte non è una differenza di carattere o di resilienza psicologica. È una differenza nella concezione del valore dell'expertise. Per Kasparov, l'expertise ha valore *strumentale*: il suo fine è produrre output di alta qualità, e l'intelligenza aumentata permette di produrre output migliori. Per Sedol, l'expertise ha valore *intrinseco* come pratica tra pari: il suo fine è la misurazione e lo sviluppo di capacità umane nel confronto con avversari umani, e questa struttura di significato non è preservabile quando uno dei termini del confronto è non-umano.

Né la posizione di Kasparov né quella di Sedol è semplicemente corretta o semplicemente sbagliata. Incarnano due concezioni legittime del valore dell'attività cognitiva — due teorie della vita buona applicate al dominio dell'expertise intellettuale — che portano a risposte pratiche opposte alla stessa situazione.

4.2.6 — Il go dopo Sedol: cosa è cambiato nella pratica

Il ritiro di Lee Sedol non ha fermato il go professionale — che continua con altri campioni, nuove competizioni, e una comunità internazionale vivace. Ma ha segnalato un cambiamento nella struttura del significato del gioco professionale che ha avuto effetti concreti sulla pratica.

Il cambiamento più visibile riguarda il processo di studio. I professionisti coreani, cinesi e giapponesi — inclusi i campioni Shin Jinseo,

Ke Jie, e Iyama Yuta — usano oggi routinariamente i sistemi di analisi basati su AlphaGo, KataGo e altri sistemi per studiare le proprie partite e prepararsi alle competizioni. Lo studio del go nel senso tradizionale — l'analisi delle partite dei grandi maestri storici, la memorizzazione dei *joseki*, lo studio dei *fuseki* classici — è stato in larga parte sostituito o integrato dall'analisi delle raccomandazioni dei sistemi di IA.

Questo cambiamento produce un paradosso pedagogico che i professionisti descrivono in modo ricorrente nelle interviste: i sistemi di IA forniscono le mosse migliori, ma non forniscono le spiegazioni delle mosse migliori. Un giovane professionista che studia le raccomandazioni di KataGo impara quali mosse giocare in determinate posizioni — ma non necessariamente impara *perché* quelle mosse siano le migliori, perché il sistema non articola ragionamenti. Impara a imitare un comportamento ottimale senza necessariamente sviluppare la comprensione che permetterebbe di estendere quell'imitazione a posizioni nuove.

Alcuni allenatori professionisti hanno espresso preoccupazione per questo cambiamento nel processo formativo: i giovani professionisti cresciuti nell'era post-AlphaGo sembrano talvolta avere repertori di mosse molto più ampi dei loro predecessori, ma potrebbero avere strutture di comprensione meno profonde — una mappa più dettagliata con meno teoria cartografica sottostante. La questione è aperta e dibattuta, ma la preoccupazione è strutturalmente plausibile.

4.2.7 — La Mossa 78 come simbolo: il valore dell'eccezione

Lee Sedol ha continuato a giocare al go dopo il ritiro dal circuito professionale — ha giocato contro sistemi di IA in contesti pubblici, e ha partecipato a competizioni di altro tipo. In una di queste occasioni ha detto

qualcosa che vale la pena riportare come punto di chiusura di questo capitolo:

"Quella mossa — la Mossa 78 — è la cosa di cui sono più orgoglioso in tutta la mia carriera. Non perché abbia vinto la partita. Ma perché è una mossa che solo un essere umano poteva giocare."

La frase è filosoficamente precisa. La Mossa 78 era in coda alla distribuzione di AlphaGo non perché fosse irrazionale — era razionale, anzi ottimale. Era in coda perché richiedeva una forma di ragionamento — narrativo, situazionale, contestualmente sensibile al significato — che i sistemi di ottimizzazione ottimizzati per la qualità posizionale non capturavano. Era una mossa che emergeva dalla struttura dell'esperienza soggettiva del gioco: dalla crisi, dalla pressione, dall'urgenza di trovare qualcosa di inaspettato prima che la partita fosse irrecuperabile.

Il fatto che AlphaGo abbia sottovalutato quella mossa non è un difetto di AlphaGo — è una proprietà strutturale della distanza tra ottimizzazione e comprensione. Un sistema che non gioca partite come storie non può assegnare probabilità adeguate alle mosse che hanno senso come risposte narrative alle crisi. La Mossa 78 non era al di là del calcolo di AlphaGo in senso assoluto — era al di là della sua distribuzione di probabilità perché la sua logica richiedeva di leggere la partita come un essere umano la legge.

In questo senso, la Mossa 78 non è solo la mossa più bella della carriera di Lee Sedol. È la dimostrazione più nitida di ciò che rimane specificamente umano anche di fronte a un sistema computazionale di superiorità assoluta: la capacità di interpretare una situazione come situazione — di cogliere il momento come momento, di rispondere alla

crisi come risposta e non come calcolo. Questo è il territorio che il capitolo successivo — dedicato al sapere tacito e alla sua trasmissione — dovrà esplorare in profondità.

Capitolo 4.3 — Il sapere tacito e la sua trasmissione

4.3.1 — Polanyi e la tesi fondamentale

Nel 1966, il chimico e filosofo ungherese-britannico Michael Polanyi pubblicò *The Tacit Dimension* — un libretto di cento pagine che conteneva, nella sua prima frase, una delle affermazioni più citate e meno comprese della filosofia contemporanea: "We can know more than we can tell." Sappiamo più di quanto possiamo dire.

La frase è deceptively semplice. La sua profondità emerge solo quando si considera la struttura di ciò che essa nega: la tesi che la conoscenza esplicita — conoscenza che può essere articolata, trasmessa attraverso proposizioni, verificata attraverso regole — sia la forma paradigmatica e sufficiente del sapere umano. Questa tesi era dominante nella filosofia analitica del periodo, nell'intelligenza artificiale classica, e nell'epistemologia popolare. Polanyi la contestava con argomenti sia concettuali sia empirici.

L'argomento concettuale più forte di Polanyi era quello del *regresso delle regole*. Seguire una regola richiede sapere come applicarla — e questo sapere non può essere esso stesso una regola, pena un regresso infinito. Riconoscere un volto non è applicare regole esplicite per il riconoscimento facciale: è fare qualcosa che non possiamo articolare in regole, eppure lo facciamo con una rapidità e un'affidabilità che nessun sistema di regole

esplicite dell'epoca eguagliava. Il go — e questo è il punto di contatto tra Polanyi e la nostra analisi — è un caso emblematico: i grandi maestri seguono principi strategici che non possono articolare completamente, trovano mosse per ragioni che non riescono a verbalizzare, e eppure producono gioco di altissima qualità. Il loro sapere è genuino ma tacito.

L'argomento empirico di Polanyi partiva dall'osservazione delle pratiche artigianali e scientifiche: i chimici sanno riconoscere quando un'analisi è andata bene prima di avere i dati numerici — c'è un *feel* dell'esperimento riuscito; i ciclisti sanno tenere l'equilibrio senza poter spiegare come; i chirurghi sanno quando un'incisione è corretta senza poter formulare la regola che li guida. In tutti questi casi, la conoscenza è funzionale — guida il comportamento in modo affidabile — ma è resistente all'articolazione proposizionale.

4.3.2 — La struttura del sapere tacito: prossimale e distale

Polanyi distingueva, nella struttura del sapere tacito, due componenti che chiamava **prossimale** e **distale**. Nella conoscenza tacita, ci si affida su qualcosa (il componente prossimale) per attenzione a qualcos'altro (il componente distale). Quando si usa un martello, ci si affida sulla sensazione del manico per badare al chiodo — la sensazione del manico è prossimale, il chiodo è distale. Quando si riconosce un volto, ci si affida sui tratti particolari (prossimale) per badare all'identità della persona (distale). Non si è consci dei tratti in se stessi — si è consci dell'identità attraverso i tratti.

Applicata agli scacchi e al go, questa struttura spiega la fenomenologia dell'expertise in modo preciso. Il grande maestro si affida alle strutture posizionali — i chunk di de Groot — per percepire la qualità

della posizione e le mosse candidate. La percezione dei chunk è prossimale: non si riflette su di essa, la si usa come strumento per la valutazione distale. Quando si chiede al grande maestro di spiegare perché ha scelto una certa mossa, si sta chiedendo di portare il prossimale alla coscienza riflessiva — di fare dell'implicito esplicito. Questo è possibile solo in modo parziale: si possono articolare alcune ragioni, ma il fondamento della scelta — la sensazione di correttezza, il riconoscimento istantaneo della struttura promettente — rimane inaccessibile alla verbalizzazione.

La struttura prossimale-distale ha un'implicazione importante per l'apprendimento dell'expertise: apprendere un'expertise significa internalizzare gli strumenti prossimali fino al punto in cui il loro uso diventa automatico e infrariflessivo. Uno studente di scacchi all'inizio della sua formazione deve pensare deliberatamente alla legalità delle mosse, al valore materiale dei pezzi, alle strutture pedonali di base. Questi elementi sono distali — oggetti di attenzione esplicita. Con l'esperienza, diventano prossimali: il maestro non *pensa* alla legalità delle mosse — la struttura legale del gioco è incorporata nella sua percezione della posizione, in modo non riflessivo e automatico. La liberazione dell'attenzione dagli strumenti prossimali permette di concentrarla sugli aspetti distali di ordine superiore — la strategia a lungo termine, la valutazione posizionale globale, la lettura delle intenzioni dell'avversario.

4.3.3 — La trasmissione del sapere tacito: maestro e apprendista

Se il sapere tacito non può essere articolato in proposizioni, come si trasmette? Questa è la domanda pedagogica centrale che l'expertise nei giochi — e in qualunque dominio pratico — deve affrontare. La risposta di

Polanyi era che il sapere tacito si trasmette attraverso un processo di **apprendistato**: l'apprendista osserva il maestro in azione, imita il suo comportamento, riceve correzioni puntuali, e internalizza gradualmente gli standard di performance che il maestro incarna.

Nel go professionale coreano e giapponese, questo processo era — e in parte rimane — altamente ritualizzato. Il sistema di apprendistato (*insei* in giapponese, *yeonsugsaeng* in coreano) prevede che i giovani talenti vivano e studino con i maestri per anni, giocando ogni giorno, analizzando le partite insieme, osservando il maestro giocare e commentare. La trasmissione avviene non principalmente attraverso spiegazioni verbali — i maestri spiegano raramente i propri ragionamenti in modo sistematico — ma attraverso l'immersione nella pratica e la correzione contestuale: "questa mossa è debole", "questa struttura non funziona", "guarda cosa ha giocato Cho Hunhyun qui e perché".

L'aspetto cruciale di questa trasmissione è che essa avviene in una relazione — tra due agenti, ciascuno dotato di intenzioni, stili cognitivi, e storia. Il maestro non sta solo dimostrando come si gioca: sta modellando l'attenzione dell'apprendista, indicando cosa merita di essere notato, cosa è rilevante, cosa ha valore in questa cultura pratica. L'apprendista non sta solo osservando un comportamento: sta imparando a vedere il gioco come il maestro lo vede, a percepire le strutture che il maestro percepisce, a sviluppare la sensibilità posizionale che il maestro possiede.

Questa dimensione relazionale della trasmissione del sapere tacito è quello che nessun libro, nessun database, e — per ragioni diverse — nessun sistema di IA può replicare in modo diretto. Un libro può articolare principi; un database può mostrare esempi; un sistema di IA può fornire valutazioni. Ma nessuno di questi strumenti può indicare, nel

momento specifico e contestuale, cosa sta guardando il maestro quando guarda una posizione — qual è l'aspetto saliente, quale la struttura prossimale su cui si sta affidando, quale il processo di attenzione che porta dalla percezione alla scelta.

4.3.4 — AlphaZero come obliterazione del sapere tacito umano

L'impatto di AlphaZero sul sapere tacito accumulato nella tradizione del go professionale è stato radicale in un modo che non è sempre adeguatamente apprezzato: non ha semplicemente prodotto un avversario più forte, ma ha **reso obsoleto** — almeno in parte — il sapere tacito specifico che i professionisti avevano sviluppato.

Il sapere tacito del grande maestro di go includeva, tra le sue componenti prossimali più radicate, un senso di quali mosse erano plausibili in una data posizione — uno spazio di candidati implicito, costruito attraverso anni di esposizione alle partite dei campioni e all'analisi critica dei maestri. Questo senso era preciso e affidabile all'interno della distribuzione delle partite umane: permetteva di scartare rapidamente le mosse assurde, di concentrare l'attenzione sulle varianti promettenti, di percepire in pochi secondi la qualità di una posizione.

Ma AlphaZero aveva dimostrato che alcune mosse al di fuori di questo spazio implicito di candidati erano ottimali — la Mossa 37, le nuove aperture *hoshi* con *ikken-tobi* immediato, le valutazioni posizionali che invertivano il giudizio tradizionale su quali strutture fossero vantaggiose. Il sapere tacito del grande maestro non era sbagliato in assoluto — era costruito correttamente sulla distribuzione delle partite umane — ma era incompleto rispetto allo spazio strategico reale del go.

Questo crea una situazione pedagogica inedita: i professionisti che vogliono apprendere dal gioco di AlphaZero devono disimparare — almeno parzialmente — alcune delle strutture prossimali che avevano internalizzato attraverso anni di pratica. Non si tratta di aggiungere nuovi principi espliciti: si tratta di ristrutturare la percezione implicita della posizione, di espandere lo spazio dei candidati per includere mosse che l'educazione tradizionale aveva categoricamente escluso. Questo processo di disimparamento è notoriamente difficile, e è più difficile quanto più l'expertise è consolidata: i vecchi maestri faticano più dei giovani professionisti ad adattarsi al nuovo paradigma posizionale, esattamente perché i loro strumenti prossimali sono più radicati.

4.3.5 — Il problema dell'insegnamento nell'era dell'IA: ermeneutica senza testo

Il Capitolo 3.8 aveva descritto la pratica dei professionisti che analizzano le partite di AlphaZero come un'attività ermeneutica su un testo senza autore. Ora è possibile precisare questa metafora nel contesto specifico della trasmissione del sapere.

Il problema è che i sistemi di IA che i professionisti usano per studiare — AlphaZero, KataGo, Leela Zero — forniscono raccomandazioni di alta qualità ma non forniscono il corrispondente sapere prossimale. Indicano quale mossa giocare, non come percepire la posizione in modo tale da trovare quella mossa autonomamente. Trasmettono il distale — la scelta ottimale — senza trasmettere il prossimale — il processo percettivo e cognitivo che porta a quella scelta.

Nella trasmissione tradizionale maestro-apprendista, il sapere prossimale si trasmetteva attraverso la prossimità fisica e temporale:

l'apprendista vedeva il maestro guardare la posizione, vedeva su cosa si focalizzava l'attenzione, sentiva il ritmo e le pause della riflessione, riceveva corrazioni nel momento in cui la sua attenzione andava nella direzione sbagliata. Questa co-presenza del processo cognitivo era il veicolo della trasmissione del tacito.

Un sistema di IA non ha un processo cognitivo osservabile — ha un processo computazionale che non è analogo alla cognizione umana nei modi rilevanti per la trasmissione dell'expertise. L'apprendista che studia con KataGo può osservare le valutazioni numeriche che il sistema produce, le distribuzioni di probabilità sulle mosse, le varianti calcolate. Ma non può osservare *come il sistema percepisce la posizione* — perché il sistema non percepisce in nessun senso rilevante per la pedagogia umana.

Il risultato è una situazione in cui il sistema fornisce un sapere distale di altissima qualità ma nessun sapere prossimale trasferibile. I professionisti che imparano dal sistema imparano *cosa* giocare in determinate posizioni — ma il processo attraverso cui imparano a trovare autonomamente quelle mosse rimane una questione aperta. Alcuni ci riescono — i migliori giovani professionisti dell'era post-AlphaGo sembrano capaci di generalizzare le intuizioni estratte dall'analisi dei sistemi di IA a posizioni nuove — ma il meccanismo attraverso cui avviene questa generalizzazione non è chiaro, e probabilmente differisce in modo significativo dalla trasmissione tradizionale.

4.3.6 — La deskilling e la sua asimmetria

Il termine **deskilling** — de-qualificazione — è stato introdotto nella letteratura sociologica da Harry Braverman nel 1974 per descrivere il processo attraverso cui la meccanizzazione del lavoro industriale aveva

ridotto il contenuto di skill del lavoro operaio: le competenze artigianali erano state decomposte, standardizzate, e incorporate nelle macchine, lasciando agli operai compiti sempre più semplici e ripetitivi.

Nel contesto del go e degli scacchi, il deskilling prodotto dall'IA ha una struttura asimmetrica che lo distingue dall'analisi di Braverman.

Da un lato, alcune competenze sono effettivamente de-qualificate: la capacità di ricordare e analizzare le varianti tattiche complesse — che richiedeva anni di studio e di pratica deliberata — è stata resa irrilevante per i giocatori che possono consultare sistemi di analisi durante lo studio. Un dilettante con accesso a un motore di analisi può verificare la correttezza delle varianti tattiche con una precisione che nessun grande maestro poteva raggiungere senza supporto computazionale. In questo senso, la skill del calcolo tattico autonomo è stata parzialmente de-qualificata — non nel senso che non sia più utile nel gioco pratico (nelle partite, non si può consultare un motore), ma nel senso che non è più necessaria per lo studio.

Dall'altro lato, alcune competenze sono re-qualificate — diventano più importanti, non meno, nell'era dell'IA. La capacità di **interpretare** le raccomandazioni del sistema — di capire non solo cosa il sistema suggerisce ma perché, di identificare le condizioni in cui la raccomandazione è applicabile e quelle in cui non lo è, di estrarre principi generalizzabili da esempi specifici — è una skill di ordine superiore che l'era dell'IA rende più preziosa. Non tutti i professionisti che usano i sistemi di analisi sono ugualmente abili nell'interpretazione: alcuni li usano come oracoli da imitare, altri come strumenti per costruire comprensione.

La skill interpretativa è, in un senso preciso, una forma di metacognizione: è la capacità di ragionare non solo *con* il sistema ma *sul* sistema, di capire i suoi limiti, i suoi pattern di errore, i contesti in cui è più e meno affidabile. Questa metacognizione richiede una comprensione del go che va al di là dell'imitazione — richiede una teoria del gioco abbastanza ricca da permettere di valutare le raccomandazioni del sistema in modo critico.

4.3.7 — Cosa rimane irriducibilmente umano: una tesi provvisoria

Al termine di questa analisi, è possibile formulare una tesi provvisoria su cosa rimane irriducibilmente umano nell'expertise dei giochi — e, per estensione, in qualunque forma di expertise cognitiva complessa.

La risposta non riguarda la *qualità dell'output*: su questa dimensione, i sistemi di IA superano gli umani in modo definitivo nei giochi formalmente definiti. Riguarda invece tre aspetti della pratica che sono strutturalmente difficili da replicare nei sistemi di ottimizzazione:

Il primo è la **comprensione come fine in sé**: l'essere umano che studia il go non sta solo ottimizzando la qualità del proprio gioco — sta costruendo una comprensione del gioco che ha valore come oggetto di conoscenza, indipendentemente dalla sua utilità prestazionale. Il grande maestro che analizza una partita vuole capire *perché* certe mosse sono buone — non solo sapere *che* lo sono. Questa differenza tra sapere-che e sapere-perché è irriducibile alla struttura dei sistemi di ottimizzazione, che producono il primo senza il secondo.

Il secondo è il **significato contestuale dell'expertise**: la Mossa 78 di Lee Sedol era significativa non come mossa in assoluto — il suo valore

tattico sarebbe identico in qualunque partita con la stessa configurazione — ma come risposta di Lee Sedol, in quella partita, in quel momento della sua carriera, contro AlphaGo. Il significato dell'expertise umana è sempre contestuale e narrativo: dipende dall'identità dell'agente, dalla storia della sua pratica, dal significato culturale del contesto. I sistemi di IA non hanno contesti in questo senso — producono output ottimali indipendentemente da chi li ha programmati, da quando vengono usati, da quale sia la posta in gioco.

Il terzo è la **trasmissione incarnata della pratica**: il sapere tacito si trasmette tra esseri umani attraverso processi che richiedono la copresenza di corpi, la partecipazione in relazioni, l'esposizione a pratiche incorporate. Questa dimensione della trasmissione del sapere non è replicata dai sistemi di IA — non perché questi sistemi siano tecnicamente incapaci di produrre output equivalenti, ma perché la trasmissione del tacito è costitutivamente un processo inter-soggettivo, che richiede la reciprocità e la responsività che solo agenti con esperienza soggettiva possono offrire.

Questi tre aspetti — comprensione come fine, significato contestuale, trasmissione incarnata — non sono argomenti contro l'IA né difese dell'irriducibilità ontologica della mente umana. Sono osservazioni su ciò che si perde quando si separa la prestazione dalla pratica, il risultato dal processo, l'output dall'agente che lo produce. Il capitolo successivo — dedicato alla crisi dell'expertise nel senso più ampio — userà queste osservazioni come punto di partenza per affrontare la domanda più radicale: cosa significa sviluppare expertise in un dominio che è già stato dominato irrevocabilmente dall'IA?

Capitolo 4.4 — La trasformazione dell'insegnamento: ermeneutica di un maestro senza intenzioni

4.4.1 — Il problema pedagogico dell'era post-AlphaGo

Ogni rivoluzione nel sapere produce una crisi pedagogica: il corpus di conoscenza da trasmettere cambia, gli strumenti della trasmissione cambiano, e — spesso — cambia la stessa concezione di cosa significhi aver appreso. La rivoluzione prodotta da AlphaGo nel go e da AlphaZero negli scacchi non fa eccezione. Ma la crisi pedagogica che produce ha caratteristiche inedite che la distinguono da qualunque rivoluzione didattica precedente.

Nelle rivoluzioni pedagogiche del passato — l'introduzione della stampa, la diffusione dei database di partite, l'avvento dei motori di analisi negli anni Novanta — il cambiamento riguardava la *quantità* di conoscenza accessibile e la *velocità* della sua diffusione. L'invenzione della stampa permise la circolazione rapida dei manuali di apertura; i database elettronici resero accessibili milioni di partite; i motori di analisi permisero di verificare le varianti tattiche con una precisione prima impossibile. In tutti questi casi, il *tipo* di conoscenza trasmessa rimaneva invariato: proposizioni, principi, esempi — conoscenza esplicita articolata da esseri umani per altri esseri umani.

La rivoluzione di AlphaZero è qualitativamente diversa perché la fonte della conoscenza non è più un essere umano — non è più un agente con intenzioni, con una comprensione del gioco, con la capacità di spiegare le proprie scelte. La fonte è un processo di ottimizzazione che produce output di altissima qualità senza possedere comprensione in

nessun senso pedagocicamente rilevante. Insegnare *con* AlphaZero significa insegnare *attraverso* un sistema che non sa di insegnare — che non ha un modello dell'apprendente, non adatta il proprio output al livello del discente, non ha obiettivi pedagogici, non distingue tra una mossa che è buona *in assoluto* e una mossa che è buona *per questa persona in questa fase del suo sviluppo*.

4.4.2 — Come si studiava prima: la struttura del curricolo tradizionale

Per apprezzare la portata del cambiamento, è necessario ricostruire come si studiava il go professionale prima dell'era AlphaGo — quale fosse la struttura del curricolo tradizionale e quali fossero le sue logiche pedagogiche sottostanti.

Il curricolo tradizionale del go professionale si strutturava intorno a tre pilastri complementari. Il primo era lo studio dei **tsume-go** (*problems* di vita e morte): problemi tattici localizzati, tipicamente in un angolo o su un lato della tavola, in cui si doveva calcolare se un gruppo di pietre era vivo o morto, e trovare la sequenza di mosse ottimale per garantirne la vita o provocarne la morte. I tsume-go erano la "ginnastica" del gioco — sviluppavano la capacità di calcolo locale, l'abitudine alla lettura delle varianti, e la familiarità con le forme tattiche ricorrenti. Erano l'unica componente del curricolo che si approssimava a un esercizio algoritmico: data la posizione, trovare la risposta corretta.

Il secondo pilastro era lo studio dei **joseki** — le sequenze standardizzate negli angoli della tavola che rappresentano un equilibrio locale tra i due giocatori. I joseki erano il vocabolario del gioco: strutture di mossa-risposta talmente studiate e bilanciate dalla tradizione

professionale da essere accettate come ottimali nelle rispettive condizioni. Lo studio dei joseki era essenzialmente mnemonico nella sua fase iniziale — imparare le sequenze corrette — ma richiedeva poi un livello superiore di comprensione per saper scegliere *quale* joseki giocare in una data posizione globale: il joseki ottimale dipendeva dal contesto della tavola intera, non solo dall'angolo locale.

Il terzo pilastro era l'analisi delle **partite dei maestri** — le kifu (record di partite) dei campioni storici e contemporanei. Questa componente era la più ricca e la più difficile: si trattava di ricostruire il ragionamento del maestro, capire le sue scelte strategiche, identificare i momenti critici della partita e le alternative considerate. L'analisi delle kifu era spesso condotta con l'ausilio del maestro stesso, che commentava le proprie partite e quelle di altri, indicando i punti che meritavano attenzione e le ragioni delle scelte. Era il canale principale di trasmissione del sapere tacito.

I tre pilastri si integravano in modo organico: i tsume-go sviluppavano il calcolo, i joseki fornivano il vocabolario, le kifu fornivano la sintassi e la grammatica strategica. L'allievo che aveva studiato a lungo questi tre elementi sviluppava — gradualmente, non in modo lineare — una sensibilità posizionale che gli permetteva di *vedere* il go in modo sempre più simile a come lo vedeva il maestro.

4.4.3 — Il collasso del curricolo tradizionale

AlphaZero ha prodotto effetti distorsivi su ciascuno dei tre pilastri del curricolo tradizionale, ma con intensità e natura diversa per ciascuno.

L'impatto sui **tsume-go** è stato relativamente limitato: i problemi di vita e morte rimangono strumenti utili per lo sviluppo del calcolo locale, e

la loro struttura non è stata significativamente alterata da AlphaZero. I sistemi di IA risolvono i tsume-go con rapidità e precisione superlative, ma questo non rende lo studio dei tsume-go inutile per gli umani — la capacità di calcolo locale rimane necessaria nella pratica del gioco, e i tsume-go la sviluppano efficacemente.

L'impatto sui **joseki** è stato molto più profondo. AlphaZero ha sistematicamente rivalutato molti joseki che la tradizione professionale considerava consolidati — mostrando che alcune sequenze ritenute ottimali erano di fatto sfavorevoli in molte condizioni, e che alcune mosse considerate non-standard erano in realtà superiori. L'apertura *san-ren-sei* (tre pietre sulla quarta linea) — un fuseki classico nella tradizione coreana e giapponese — è stata valutata da AlphaZero come sostanzialmente inferiore rispetto a strutture alternative che la tradizione professionale aveva sottovalutato. Le opening moves che i professionisti giocavano meccanicamente da decenni sono state messe in discussione.

Il risultato è che il corpus dei joseki è oggi in uno stato di revisione continua: i sistemi di IA aggiornano le valutazioni delle sequenze a ritmo sostenuto, e quello che ieri era joseki consolidato oggi potrebbe essere considerato subottimale. Questo crea una difficoltà pedagogica: non si può più insegnare i joseki come verità consolidate da memorizzare, perché la loro validità è contingente alle valutazioni correnti dei sistemi di IA — valutazioni che cambiano. L'insegnante deve insegnare non solo le sequenze ma il metodo per valutarle criticamente, il che presuppone una comprensione dei principi sottostanti che va ben al di là della memorizzazione.

L'impatto sulle **kifu** è il più complesso e il più filosoficamente interessante. Le partite dei grandi maestri storici — Shusaku, Honinbo

Dosaku, Go Seigen — rimangono oggetti di studio per la loro qualità stilistica e per la comprensione strategica che incarnano. Ma la loro autorità come guide alla pratica ottimale è stata drasticamente ridimensionata: AlphaZero avrebbe giocato meglio di chiunque di loro. Questo solleva una domanda che non ha precedenti nella storia dell'educazione nei giochi: ha senso studiare le partite di un campione sapendo che non era ottimale? Cosa si impara da un maestro che è stato superato?

4.4.4 — L'ermeneutica rovesciata: studiare ciò che non capisce

L'inversione paradossale del processo pedagogico nell'era AlphaZero è questa: il sistema che produce le partite migliori è anche il sistema che non può spiegare le proprie partite. Mentre i maestri umani che si commentano possono articolare — anche parzialmente, anche approssimativamente — le ragioni delle proprie scelte, AlphaZero non può farlo in nessun senso rilevante. Il risultato è che lo studio delle partite di AlphaZero è un'attività ermeneutica in senso proprio: un'interpretazione di testi privi di intentio auctoris.

Nell'ermeneutica classica — da Schleiermacher a Gadamer — il lavoro interpretativo consiste nel ricostruire il senso che il testo aveva per il suo autore, o il senso che il testo può avere per il lettore nel proprio orizzonte culturale. In entrambi i casi, c'è un orizzonte d'autore — una prospettiva, un sistema di valori, una comprensione del mondo — che il lettore cerca di raggiungere o con cui cerca di fondersi.

Lo studio delle partite di AlphaZero non ha questo orizzonte. Non c'è una prospettiva dell'autore da ricostruire, non c'è un sistema di valori da comprendere, non c'è una comprensione del go da raggiungere attraverso

il testo. C'è solo un output — una sequenza di mosse — la cui logica deve essere ricostruita dal lettore attraverso i propri strumenti di comprensione. Il significato che l'analista trova nelle partite di AlphaZero è interamente il significato che l'analista vi proietta, usando la propria comprensione del go come cornice interpretativa.

Questo non rende l'analisi inutile — come si è osservato nel Capitolo 3.8, le teorie strategiche estratte dall'analisi di AlphaZero si rivelano spesso corrette e produttive. Ma produce una struttura epistemica peculiare: il sapere pedagogicamente trasmissibile non è il sapere di AlphaZero — che non esiste in forma proposizionale — ma il sapere che i professionisti umani costruiscono *attraverso* l'analisi di AlphaZero. La fonte del sapere non è il sistema ma l'analista. AlphaZero è lo strumento; la comprensione umana è la destinazione.

4.4.5 — Il problema della graduazione: cosa insegnare a quale livello

Uno dei principi fondamentali della pedagogia dell'expertise è la **graduazione**: il curricolo deve essere strutturato in modo che le competenze più complesse siano costruite su fondamenta più semplici, e che ciascuna fase di apprendimento prepari la successiva. Nei giochi, questo significa che si insegnano prima i fondamentali tattici, poi le strutture posizionali, poi la strategia a lungo termine; prima i joseki locali, poi i fuseki globali; prima le aperture consolidate, poi le varianti sottili.

Questa graduazione presuppone che le competenze di livello superiore siano *più difficili* di quelle di livello inferiore — e che la difficoltà sia una funzione della complessità cognitiva richiesta, non solo del tempo necessario per la pratica. Il sistema pedagogico tradizionale del go aveva

una struttura di graduazione ragionevolmente ben calibrata: c'era consenso su cosa un giocatore di 5-kyu dovesse sapere, cosa un 1-dan dovesse saper fare, e cosa distingueva un 9-dan professionista.

AlphaZero ha distorto questa struttura di graduazione in modo specifico: ha dimostrato che alcune mosse considerate "avanzate" — perché richiedevano un calcolo a lungo termine o una comprensione strategica profonda — sono in realtà accessibili anche a giocatori di livello intermedio se si adottano certi pattern approssimativi che AlphaZero usa. E ha dimostrato che alcune mosse considerate "di base" — perché semplici da eseguire e da comprendere — erano in realtà subottimali nelle condizioni standard in cui venivano insegnate.

Il risultato è una pressione verso un ripensamento della graduazione del curricolo che non è ancora completato. I giovani professionisti coreani addestrati post-2016 giocano aperture che dieci anni fa sarebbero state considerate inappropriate per il loro livello — e le giocano spesso in modo corretto, perché le hanno imparate attraverso l'analisi dei sistemi di IA. Ma non è chiaro se la loro comprensione dei principi sottostanti sia proporzionalmente avanzata, o se abbiano imparato il come senza il perché — una forma di sapere performativamente adeguato ma cognitivamente fragile, che si incepperà nelle posizioni non standard che l'IA non ha esplicitamente coperto.

4.4.6 — La didattica dell'imitazione critica

In risposta a queste difficoltà, alcuni insegnanti di go e di scacchi hanno sviluppato negli ultimi anni quello che si potrebbe chiamare un approccio di **imitazione critica**: usare le partite e le raccomandazioni dei sistemi di

IA come punto di partenza per un'analisi che mira a ricostruire i principi sottostanti, piuttosto che a memorizzare le mosse specifiche.

Il processo tipico di imitazione critica si articola in cinque fasi. Nella prima — la *riproduzione guidata* — l'allievo riproduce le mosse di AlphaZero in una posizione standard, cercando di identificare le caratteristiche della posizione che potrebbe spiegare la scelta. Nella seconda — la *variazione controllata* — si modifica sistematicamente la posizione e si osserva come cambia la raccomandazione del sistema: cosa succede se si sposta una pietra? Se si aggiunge una pietra in un'area diversa? Le variazioni permettono di isolare le caratteristiche posizionali che il sistema considera rilevanti. Nella terza — la *formulazione dell'ipotesi* — l'allievo propone un principio che spiegherebbe le mosse osservate nelle posizioni originale e variata: "sembra che il sistema preferisca l'influenza al territorio quando c'è già vantaggio territoriale nell'angolo". Nella quarta — la *verifica dell'ipotesi* — si testa il principio su nuove posizioni, verificando se le raccomandazioni del sistema sono coerenti con il principio formulato. Nella quinta — la *revisione* — si raffina il principio in base alle falsificazioni trovate nella fase precedente.

Questo processo è epistemicamente rigoroso e produce comprensione genuina — ma è molto più lento dell'imitazione diretta, e richiede da parte del docente una competenza interpretativa che non tutti i professionisti hanno sviluppato nella stessa misura. Non è un processo automatico: richiede l'intermediazione di un insegnante capace di guidare le fasi di formulazione e verifica delle ipotesi, di distinguere le generalizzazioni valide da quelle superficiali, di correggere le interpretazioni errate prima che si solidifichino in credenze false.

In questo senso, la figura del maestro non è diventata meno necessaria nell'era dell'IA — è diventata diversa nella sua funzione. Il maestro non è più la fonte primaria della conoscenza delle mosse — quella funzione è stata assorbita dai sistemi di IA con una qualità di output che nessun maestro può uguagliare. Il maestro è diventato l'interprete e il mediatore: la persona capace di tradurre l'output ottimale del sistema in comprensione accessibile e generalizzabile per l'allievo. È una funzione ermeneutica, non oracular.

4.4.7 — Il maestro come traduttore: una nuova professionalità

La trasformazione della funzione del maestro dall'oracolo al traduttore è un cambiamento di ruolo che ha conseguenze profonde per la struttura dell'expertise pedagogica nei giochi — e, per estensione, in qualunque dominio in cui sistemi di IA producano output di alta qualità non immediatamente comprensibili.

Il maestro-oracolo possedeva il sapere e lo trasmetteva: la sua autorità derivava dalla qualità della sua comprensione del gioco, che era la migliore disponibile. Il maestro-traduttore media tra un sistema che produce output ottimali e un apprendente che vuole comprendere quelli output: la sua autorità deriva non dalla qualità del suo gioco in assoluto — che è inferiore a quella del sistema — ma dalla qualità della sua comprensione dei principi che organizzano il gioco, che gli permette di costruire ponti tra l'output ottimale del sistema e la comprensione dell'apprendente.

Questa distinzione ha implicazioni per la selezione e la formazione dei docenti. Un ottimo giocatore non è necessariamente un ottimo traduttore: la capacità di giocare bene e la capacità di spiegare perché si

gioca in un certo modo sono abilità distinte. Nella pedagogia tradizionale dei giochi, si assumeva una correlazione tra le due — il migliore giocatore era tipicamente anche il migliore insegnante, almeno per gli allievi avanzati — perché la comprensione del gioco sottostava sia alla prestazione che alla capacità di spiegazione. Nell'era post-AlphaGo, questa correlazione si indebolisce: un giocatore di forza media con eccellenti capacità interpretative e metacognitive può essere un insegnante più efficace di un grande maestro con capacità esplicative limitate, perché la prima qualità è più rilevante alla funzione del traduttore.

Il cambiamento è analogo — anche se non identico — alla trasformazione che ha attraversato la pedagogia musicale con l'avvento delle registrazioni di altissima qualità: il docente di musica non è più la migliore fonte disponibile di esempi di performance eccellente, perché le registrazioni dei massimi interpreti sono accessibili a chiunque. La sua funzione si è spostata verso la guida dell'ascolto critico, l'interpretazione delle scelte esecutive, la trasmissione del processo — non del prodotto. Nel go e negli scacchi post-AlphaGo, avviene qualcosa di strutturalmente analogo: il sistema produce l'esempio di performance eccellente; il maestro guida la comprensione di quell'esempio.

4.4.8 — Il problema dell'autenticità pedagogica

Chiudiamo questo capitolo con una domanda che la letteratura pedagogica non ha ancora affrontato in modo adeguato: c'è qualcosa che si perde, pedagogicamente, quando la fonte del sapere non è un essere umano?

La risposta intuitiva è sì — e vale la pena articolare perché. Il processo di apprendimento dall'expertise umana non è solo trasferimento di

informazione: è partecipazione in una relazione. L'allievo che studia con un maestro non apprende solo le mosse — apprende l'atteggiamento del maestro verso il gioco, la sua estetica delle posizioni, il suo senso di cosa è bello e cosa è brutto nel go, la sua storia con il gioco. Questo apprendimento relazionale non è separabile dall'apprendimento tecnico — le due dimensioni si intrecciano e si rinforzano reciprocamente.

Lo studio dei sistemi di IA non offre questa dimensione relazionale: AlphaZero non ha un atteggiamento verso il gioco, non ha un'estetica, non ha una storia. Apprenderlo è come apprendere da un manuale idealmente completo — si ottengono tutte le informazioni tecniche, ma mancano la voce, la prospettiva, la personalità che rendono un maestro non solo informativo ma formativo.

Questa dimensione formativa — la trasmissione non solo di sapere ma di un modo di essere come praticante di un'expertise — è forse la più difficile da replicare artificialmente, e forse la più importante per la formazione integrale di un esperto che non sia solo performativamente competente ma cognitivamente autonomo. È anche, per questo, quella che rimane più irriducibilmente umana nella catena di trasmissione del sapere.

Capitolo 4.5 — Il problema della creatività: due mosse, un abisso

4.5.1 — Due mosse, due enigmi speculari

Il 12 marzo 2016, alla cinquantesima mossa della seconda partita tra AlphaGo e Lee Sedol, il sistema di DeepMind pose una pietra sulla quinta

colonna dal basso nel lato sinistro della tavola — una mossa che i commentatori professionali presenti in sala, tra cui alcuni dei migliori giocatori del mondo, giudicarono immediatamente errata. Fan Hui, il campione europeo di go che sedeva accanto agli analisti, disse semplicemente: «Non è una mossa umana». Ci vollero quasi venti minuti prima che Lee Sedol — il secondo giocatore di go al mondo — si alzasse dalla tavola per la prima volta in quella partita, visibilmente scosso.

La mossa divenne nota come la *Mossa 37*. Nei giorni successivi, i professionisti che la analizzarono con sistemi di calcolo e con il proprio giudizio esperto giunsero a una conclusione uniforme: era non solo corretta, ma geniale. Aveva stabilito un'influenza posizionale a lungo termine che si sarebbe rivelata decisiva nel finale. Nessun professionista l'avrebbe giocata. Nessun umano l'aveva vista.

Il 13 marzo 2016, alla settantottesima mossa della quarta partita della stessa serie — l'unica che Lee Sedol avrebbe vinto — il campione coreano pose una pietra in un interstizio delle formazioni avversarie che sembrava, agli occhi dei commentatori e persino alla valutazione iniziale del sistema di analisi, una mossa di scarsa qualità. AlphaGo assegnò a quella posizione una probabilità di meno dell'uno su diecimila di generare quella risposta. La mossa divenne nota come la *Mossa 78* — o, nella stampa internazionale, il *God Move*, il tocco di Dio.

Nei giorni successivi, l'analisi rivelò che AlphaGo aveva fallito nel calcolare correttamente le conseguenze della mossa perché era troppo improbabile per rientrare nello spazio di ricerca computazionalmente trattabile — era esattamente nella coda della distribuzione delle mosse umane che il suo training aveva modellato. Era una mossa umana nel senso più specifico: il prodotto di un giocatore che conosceva il proprio

avversario, che aveva perso tre partite di fila, che stava cercando non la mossa ottimale in senso assoluto ma la mossa più difficile da comprendere per *quella* macchina in *quel* momento.

Queste due mosse — la 37 e la 78 — incarnano due enigmi speculari sulla natura della creatività e della sua relazione con l'intelligenza. La Mossa 37 era incomprensibile agli umani ma corretta; la Mossa 78 era comprensibilissima agli umani ma incomprensibile alla macchina. La prima era *troppo* ottimale per essere umana; la seconda era *troppo* contestuale per essere macchinica. La creatività sembra collocarsi esattamente nello spazio tra questi due estremi — e la geometria di quello spazio è il problema filosofico al centro di questo capitolo.

4.5.2 — La Mossa 37: creatività come deviazione dalla distribuzione

Per comprendere la Mossa 37 nei termini tecnici che rendono il suo enigma filosoficamente preciso, è necessario considerare la struttura del processo decisionale di AlphaGo. Il sistema, come descritto nel Capitolo 3.5, combinava tre componenti: una *policy network* $\pi_\theta(a|s)$ che assegnava a ogni mossa a nello stato s una probabilità proporzionale alla sua qualità stimata; una *value network* $V_\theta(s)$ che valutava la bontà globale di una posizione; e il *Monte Carlo Tree Search* che usava le prime due reti per guidare l'esplorazione dell'albero di gioco. Il valore atteso della posizione raggiunta giocando la mossa a dallo stato s è dunque:

$$Q(s,a) = E\left[V_\theta(s')|s,a\right]$$

dove s' è lo stato successivo generato dall'azione a. La Mossa 37 aveva, al momento in cui fu giocata, una probabilità iniziale $\pi_\theta(a_{37}|s)$ estremamente bassa secondo la policy network — era al di fuori dello spazio di candidature che un professionista umano avrebbe considerato. Ma il Monte Carlo Tree Search la esplorò comunque, trovando che la sua valutazione $Q(s, a_{37})$ era eccezionalmente alta nonostante l'improbabilità iniziale.

Questo punto tecnico ha una conseguenza filosofica importante. La Mossa 37 era *sorprendente* non solo per gli osservatori umani, ma anche per AlphaGo stesso — era al di là della distribuzione di probabilità della sua rete di politica, al di là di ciò che il training su partite umane aveva modellato come plausibile. AlphaGo la trovò non per analogia con mosse simili che aveva visto, ma per calcolo diretto delle sue conseguenze a lungo termine. In termini di teoria dell'informazione, il contenuto di sorpresa della mossa era:

$$I(a_{37}) = -\log_2 \pi_\theta(a_{37}|s) \gg 0$$

— un valore molto elevato, che indica alta novità rispetto alla distribuzione appresa. Ma questa novità non era arbitraria: era produttiva, teleologicamente orientata verso l'ottimizzazione di $V_\theta(s)$.

La domanda filosofica che questa struttura tecnica apre è: *può una novità produttiva rispetto a una distribuzione di riferimento essere chiamata creatività?* Una risposta affermativa è tentante ma prematura. La Mossa 37 era nova rispetto alla distribuzione delle mosse umane, ma non era nova rispetto a nulla — era la conseguenza deterministica del processo di ottimizzazione di AlphaGo, data la posizione e i parametri del sistema.

Non c'era scelta, nessuna alternativa considerata e scartata, nessun salto analogico tra domini concettuali distanti. C'era una funzione applicata a un input, che produceva un output inaspettato per gli osservatori ma non per il processo stesso.

Eppure qualcosa nella Mossa 37 resiste alla riduzione puramente procedurale. Il sistema non stava generando una mossa *come* AlphaGo, nel senso in cui un umano potrebbe cercare di imitare uno stile. Stava *scoprendo* una struttura posizionale che la tradizione professionale plurisecolare del go non aveva mai esplorato — non perché fosse di difficile accesso, ma perché la mente umana, con il suo bias verso le mosse plausibili, non aveva mai avuto ragione di cercarla. In questo senso, la Mossa 37 è un caso di creatività esplorativa nel senso di Margaret Boden — l'esplorazione sistematica di uno spazio concettuale che rivela regioni inaccessibili alle routine cognitive standard.

4.5.3 — La Mossa 78: creatività come intenzione contestuale

La Mossa 78 ha una struttura radicalmente diversa. Non era sorprendente per i professionisti umani presenti in sala — non nel senso in cui la Mossa 37 lo era stata. Rappresentava, nelle parole di molti commentatori, una mossa che un giocatore umano in quella situazione *potrebbe* giocare: la tipologia era riconoscibile, la logica era articolabile. Quello che era sorprendente era che fosse Lee Sedol a giocarla in quel preciso momento, in quella precisa configurazione.

La peculiarità della Mossa 78 emerge quando si analizza *perché* AlphaGo non l'aveva anticipata. Il sistema assegnava a quella mossa una probabilità talmente bassa che non l'aveva esplorata nel suo albero di ricerca — il che significa che non aveva calcolato le sue conseguenze e non

aveva correttamente valutato la posizione che ne sarebbe risultata. Ma la ragione dell'esclusione non era un difetto del sistema: era una conseguenza diretta del suo training. AlphaGo era stato addestrato su partite umane di alto livello, e quella mossa era così rara — così lontana dalla norma distribuzionale delle mosse che i professionisti giocano in situazioni simili — da avere probabilità:

$$\pi_\theta\left(a_{78}|s\right) < 10^{-4}$$

Non era fuori dalla distribuzione perché fosse sbagliata. Era fuori dalla distribuzione perché era *strana* — nel senso preciso in cui le mosse altamente contestuali, calibrate su un avversario specifico in un momento specifico, sono rare nella distribuzione aggregata di partite professionali di alto livello.

Lee Sedol giocò la Mossa 78 perché conosceva qualcosa che AlphaGo non sapeva: aveva perso tre partite di fila contro un sistema che aveva sempre risposto in modo prevedibilmente ottimale, e sapeva — con la cognizione embodied di un professionista con trent'anni di esperienza — che l'unico modo per vincere era produrre una posizione che il sistema non potesse calcolare. Non stava cercando la mossa migliore in assoluto: stava cercando la mossa migliore *contro AlphaGo*, data la sua conoscenza del funzionamento di AlphaGo. Era un atto di teoria della mente applicata a un sistema che non aveva teoria della mente.

Questo è il nucleo dell'enigma della Mossa 78: era un atto di *creatività intenzionale*, nel senso più forte del termine. Presupponeva un modello del sistema avversario, una comprensione delle sue debolezze strutturali, e una scelta deliberata di sfruttarle attraverso una mossa che era ottimale non in assoluto ma nella relazione specificamente adversariale tra Lee

Sedol e AlphaGo. Era una mossa di metacognizione strategica — non solo pensare bene le mosse, ma pensare bene come l'avversario pensa le mosse, e usare questa comprensione di secondo ordine come strumento tattico.

AlphaGo non ha questa capacità. Non può modellare Lee Sedol come agente con intenzioni, storia, e vulnerabilità specifiche. Può calcolare la qualità delle mosse indipendentemente dall'identità dell'avversario — e questa è, nel go, una limitazione fondamentale, non un dettaglio tecnico.

4.5.4 — Una tassonomia della creatività computazionale

Per precisare il problema, è utile adottare la tassonomia sviluppata da Margaret Boden nella sua analisi filosofica della creatività computazionale, che distingue tre tipi fondamentali. La **creatività combinatoria** consiste nell'associazione di concetti familiari in modi inusuali — la maggior parte della creatività umana quotidiana è di questo tipo. La **creatività esplorativa** consiste nell'esplorazione sistematica di uno spazio concettuale strutturato, alla ricerca di regioni inaccessibili alle routine standard — il tipo di creatività che produce scoperte scientifiche e innovazioni stilistiche. La **creatività trasformativa** consiste nella modifica delle strutture stesse dello spazio concettuale — il tipo di creatività che produce rivoluzioni paradigmatiche, che cambia le regole del gioco piuttosto che giocare meglio all'interno delle regole esistenti.

Applicando questa tassonomia alle due mosse, la struttura del problema diventa più nitida. La Mossa 37 è un esempio paradigmatico di creatività esplorativa: AlphaGo ha esplorato sistematicamente una regione dello spazio delle mosse di go che la tradizione professionale aveva implicitamente escluso come non plausibile, trovandovi una mossa di altissima qualità. Non ha modificato le regole del go — ha scoperto regioni

dello spazio strategico del go che erano tecnicamente accessibili ma cognitivamente inaccessibili alle menti umane vincolate dalla distribuzione delle loro esperienze passate.

La Mossa 78, al contrario, non è facilmente classificabile nella tassonomia di Boden. Non è combinatoria nel senso elementare. Non è esplorativa nel senso di AlphaGo — non ha cercato regioni dello spazio di ricerca che un sistema di calcolo avrebbe escluso. È qualcosa di diverso: un atto di metacognizione strategica che richiede un modello dell'avversario come agente, con le sue specifiche strutture cognitive e i suoi specifici punti di cecità. Si potrebbe chiamarla **creatività adversariale** — un quarto tipo, non compreso nella tassonomia di Boden, che è specificamente rilevante nei contesti di gioco e competizione.

La creatività adversariale ha struttura fondamentalmente diversa dalle altre tre. Non richiede di esplorare lo spazio delle mosse ottimali in assoluto, ma di esplorare lo spazio delle mosse ottimali *date le strutture cognitive specifiche dell'avversario*. È una creatività di secondo ordine: creatività su un modello della mente avversaria. E questa struttura di secondo ordine è esattamente quella che i sistemi di IA, almeno nella loro forma attuale, non possiedono — possono ottimizzare rispetto a un avversario generico, ma non rispetto a una teoria della mente individuale e contestuale.

4.5.5 — Il problema della novità: creatività come deviazione dalla norma

Una delle definizioni più frequenti di creatività — sia nella psicologia cognitiva sia nell'estetica — è quella di *novità valutata positivamente*. Un'opera è creativa se è nuova rispetto al corpus esistente e se questa

novità viene giudicata come un contributo positivo, non come un errore o un'aberrazione. Questa definizione è attraente per la sua parsimonia, ma cela un problema strutturale: la novità è sempre relativa a una distribuzione di riferimento, e la scelta di questa distribuzione è non ovvia.

Formalmente, dato uno spazio di oggetti X dotato di una distribuzione di probabilità P che rappresenta le aspettative del campo (le mosse che i professionisti si aspettano in una posizione, le opere che un autore si aspetta in un genere, le soluzioni che un matematico si aspetta per un problema), la novità di un oggetto x può essere misurata dalla sua improbabilità rispetto a P:

$$Nov(x) = -\ logP(x|contesto)$$

Un oggetto altamente improbabile ha alta novità; uno altamente probabile ha novità bassa o nulla. La Mossa 37 aveva alta novità rispetto alla distribuzione delle mosse professionali umane, ma bassa novità rispetto alla distribuzione interna di AlphaGo dopo l'esplorazione dell'albero di ricerca — era la mossa che il suo processo di calcolo aveva individuato come ottimale. La Mossa 78 aveva alta novità rispetto alla distribuzione delle mosse in quella posizione specifica, ma bassa novità rispetto al repertorio delle intuizioni tattiche che Lee Sedol aveva sviluppato nel corso della sua carriera.

Questo sdoppiamento della novità in funzione della distribuzione di riferimento rivela che la creatività non è una proprietà intrinseca di un oggetto, ma una proprietà relazionale — dipende da chi la osserva, con quale background, in quale contesto. La stessa mossa può essere creativa per un osservatore e banale per un altro; sorprendente in un contesto e

ovvia in un altro. Questa relatività non è un problema da risolvere ma una struttura da comprendere: la creatività è sempre creatività *per qualcuno*, e la scelta del punto di vista da cui misurarla è una scelta teorica con conseguenze pratiche.

Nel contesto specifico del go e degli scacchi, questa struttura ha un'implicazione importante. Quando si dice che AlphaZero è *creativo*, si sta usando come distribuzione di riferimento la distribuzione delle mosse professionali umane. AlphaZero produce mosse ad alta novità rispetto a questa distribuzione — mosse che i professionisti non avrebbero giocato. Ma rispetto alla distribuzione dei processi di ottimizzazione dell'IA — rispetto a ciò che un sistema di reinforcement learning potrebbe trovare esplorando lo spazio strategico del go — le mosse di AlphaZero non sono necessariamente sorprendenti. Sono il risultato atteso di un processo di ottimizzazione sufficientemente potente.

Questo non riduce la creatività di AlphaZero a una mera illusione — ma la contestualizza. L'impatto creativo delle mosse di AlphaZero è reale nel dominio della cultura umana del go: ha cambiato il repertorio delle possibilità concepite, ha espanso lo spazio delle mosse considerate plausibili, ha modificato la teoria del gioco in modo duraturo. Ma questa creatività non è attribuibile a un atto di pensiero originale nel senso in cui si parla di originalità per gli agenti intenzionali — è il precipitato, cognitivamente significativo per gli umani, di un processo computazionale deterministico.

4.5.6 — La dimensione intenzionale: creatività come atto significativo

La difficoltà con le definizioni di creatività basate sulla novità è che catturano male la dimensione intenzionale che è centrale nella nostra comprensione quotidiana della creatività. Quando diciamo che Picasso era creativo, non intendiamo solo che le sue opere erano statisticamente improbabili rispetto al corpus della pittura europea del Novecento — intendiamo che le sue scelte riflettevano una visione, un progetto estetico coerente, un'intenzione trasformativa rispetto alla tradizione. La creatività nel senso pieno presuppone un *agente* — qualcuno che ha scelto di essere originale, che ha un sistema di valori estetici che orienta la scelta, che può spiegare le proprie scelte anche quando non riesce ad articolarle completamente.

Questa dimensione intenzionale della creatività è quella che più chiaramente manca nel caso di AlphaZero. Il sistema produce mosse ad alta novità, ma non ha un progetto estetico — non sceglie di essere originale, non ha valori estetici che orientano la ricerca verso certi tipi di novità piuttosto che altri. La Mossa 37 era sorprendente, ma AlphaGo non la cercava perché voleva sorprendere o perché aveva un'estetica che privilegia le mosse non-standard. La trovava perché il suo processo di ottimizzazione la portava a massimizzare $Q(s, a)$ indipendentemente dalla sua probabilità a priori.

La Mossa 78, al contrario, aveva piena dimensione intenzionale. Lee Sedol la cercava — non nel senso di calcolarla deliberatamente, ma nel senso di orientare la ricerca verso un tipo specifico di posizione: una posizione che mettesse AlphaGo in difficoltà non per la sua qualità assoluta ma per la sua incomprensibilità per il sistema. C'era un progetto, anche se non completamente articolato: fare qualcosa di *umano* in senso

specifico, qualcosa che sfruttasse la differenza strutturale tra il suo stile cognitivo e quello del sistema avversario.

Questa asimmetria intenzionale suggerisce una distinzione che la letteratura sulla creatività computazionale non ha ancora sufficientemente tematizzato: la distinzione tra **creatività di primo ordine** — produzione di novità rispetto a una distribuzione — e **creatività di secondo ordine** — produzione di novità come atto intenzionale riflesso su una distribuzione di riferimento. La prima è misurabile, replicabile, analizzabile in termini statistici. La seconda richiede un agente che sappia di stare producendo novità, che abbia ragioni per farlo, e che orienti la ricerca in funzione di queste ragioni.

AlphaZero eccelle nella creatività di primo ordine. La creatività di secondo ordine — la metacognizione creativa, la scelta riflessiva dell'originalità come strumento — rimane una prerogativa degli agenti intenzionali.

4.5.7 — Il gap tra i due tipi di intelligenza: una geometria della creatività

È possibile dare una rappresentazione geometrica intuitiva del problema. Si immagini lo spazio delle mosse possibili in una posizione di go come uno spazio ad alta dimensione A. Questo spazio ha una topologia indotta dalla struttura del gioco — alcune regioni sono dense (mosse simili a quelle che i professionisti giocano spesso), altre sono rade (mosse rare, non-standard, esplorate raramente).

La mente umana esplora questo spazio in modo sistematicamente *biased*: le sue strutture cognitive — il chunking, il riconoscimento di

pattern, il sapere tacito — la portano a concentrare l'attenzione nelle regioni dense, ignorando le regioni rade. Questo non è un difetto ma una caratteristica adattiva: nelle regioni dense si trovano la maggior parte delle buone mosse, e la concentrazione cognitiva in quelle regioni permette una ricerca efficiente con risorse computazionali limitate. Il *search* umano è un processo di campionamento non uniforme di A, con densità di campionamento proporzionale a qualcosa come:

$$p_{umano}(a|s) \propto \pi_{tacito}(a|s) \cdot exp\left(\beta \cdot Q_{umano}(s,a)\right)$$

dove π_{tacito} rappresenta la distribuzione di candidature implicita costruita dal sapere tacito, e β è un parametro di temperatura che regola il grado di esplorazione vs. sfruttamento.

AlphaZero esplora lo stesso spazio in modo qualitativamente diverso: non ha un sapere tacito che crea bias verso le regioni dense, ma ha la capacità computazionale di esplorare regioni rade della distribuzione senza il costo cognitivo proibitivo che questa esplorazione avrebbe per un umano. Il suo campionamento è guidato dalla struttura dell'albero MCTS:

$$N(s,a) \propto \pi_{\theta}(a|s)^{1/\tau} \cdot \sqrt{\frac{lnN(s)}{N(s,a)}}$$

dove $N(s,a)$ è il numero di visite alla coppia stato-azione, $N(s)$ il totale delle visite allo stato s, τ la temperatura, e il secondo fattore implementa un bonus di esplorazione che porta il sistema a visitare anche le regioni della distribuzione a bassa probabilità iniziale — esattamente quelle che la mente umana evita.

La Mossa 37 si trovava in una regione a bassa densità nella distribuzione umana ma ad alta qualità valutativa: era nelle zone rade di p_{umano} ma nelle zone ricche di Q. AlphaZero la trovò perché il suo processo

di esplorazione la portò in quella regione; nessun umano l'aveva trovata perché il suo sapere tacito aveva categorizzato implicitamente quella regione come non-plausibile.

La Mossa 78 si trovava in una regione diversa: bassa densità nella distribuzione aggregata delle mosse professionali in situazioni simili, ma alta qualità condizionatamente al modello specifico di AlphaGo che Lee Sedol aveva costruito attraverso le tre partite precedenti. Era nelle zone rade di $p_{umano}(a|s)$ *e* nelle zone rade di $\pi_\theta(a|s)$ — ma non nelle zone rade di $p_{Lee\ Sedol}\big(a|s, avversario = AlphaGo_{versione\ 2016}\big)$.

La creatività umana e la creatività artificiale non si trovano in regioni opposte dello stesso spazio — si trovano in regioni diverse di spazi dimensionalmente distinti. L'una è definita rispetto a distribuzioni che includono modelli di agenti intenzionali; l'altra è definita rispetto a distribuzioni che includono solo strutture del gioco. Il *gap* tra i due tipi di intelligenza non è un gap di prestazione lungo una dimensione comune — è un gap di tipo, che separa spazi di ricerca qualitativamente diversi.

4.5.8 — Creatività senza soggetto: una contraddizione o un fatto?

Il problema filosofico finale che questo capitolo deve affrontare è il più radicale: può esistere creatività senza un soggetto che la intende come tale? È possibile parlare di creatività di un sistema che non sa di essere creativo, che non ha la categoria di creatività, che non persegue la novità come valore?

La questione è più sottile di quanto sembri. L'obiezione immediata è che senza intenzionalità non c'è creatività in senso proprio — ci sono solo processi che producono risultati sorprendenti per gli osservatori, ma il

predicato «creativo» si applica agli agenti, non agli output. Questa obiezione ha forza: la nostra attribuzione di creatività a un pittore, a un matematico, a un musicista, non è solo un giudizio sull'output ma anche un giudizio sull'agente — sulla sua capacità di vedere possibilità che altri non vedono, di scegliere percorsi non battuti, di conferire significato alle proprie scelte attraverso un progetto estetico o intellettuale.

Ma questa obiezione può essere rovesciata con uguale forza. I sistemi di IA producono output che hanno effetti creativi nel dominio della cultura umana: le mosse di AlphaZero hanno trasformato la teoria del go, hanno espanso lo spazio delle possibilità concepibili, hanno dato vita a nuove pratiche di analisi e di insegnamento. Questi effetti sono reali e non si annullano per il fatto che il sistema non aveva intenzioni creative. Il go come pratica culturale è diverso dopo AlphaZero — e questa differenza è del tipo che normalmente si attribuisce all'azione di agenti creativi.

Una posizione filosoficamente coerente potrebbe essere questa: la creatività di un sistema di IA è reale come *effetto culturale* ma non come *atto intenzionale*. Il sistema è creativo *per noi* — nei nostri discorsi, nelle nostre pratiche, nella nostra comprensione del gioco — senza essere creativo *in sé*, senza possedere la struttura soggettiva che costituisce la creatività come esperienza. Questa distinzione non sminuisce l'impatto di AlphaZero — lo contestualizza correttamente.

La domanda che rimane aperta — e che il Capitolo 6.3 affronterà nella sintesi finale — è se questa distinzione sia stabile, o se la crescita della complessità e dell'autonomia dei sistemi di IA tenderà a eroderla. Se un sistema potesse modellare esplicitamente la propria distribuzione di output, confrontarla con una distribuzione di riferimento, e scegliere deliberatamente di produrre output ad alta novità rispetto a quella

distribuzione, avrebbe qualcosa strutturalmente simile alla metacognizione creativa di Lee Sedol nella quarta partita. Non avrebbe ancora un soggetto — ma avrebbe una struttura di secondo ordine che ci forza a riconsiderare dove tracciamo il confine tra creatività procedurale e creatività intenzionale.

La Mossa 37 e la Mossa 78 rimangono i due estremi che definiscono lo spazio del problema. Tra di esse, la creatività — umana e artificiale — cerca il proprio territorio.

Raccordo IV→V

Il Blocco IV ha analizzato la crisi dell'expertise nel registro dell'epistemologia e della psicologia: cosa rimane della competenza umana quando una macchina produce prestazioni superiori in assenza di qualunque struttura cognitiva riconoscibile? La risposta — che qualcosa rimane, ed è strutturalmente diverso dall'ottimizzazione — richiede però una fondazione che il registro epistemologico da solo non può fornire. Se ciò che distingue l'expertise umana non è la qualità della prestazione, allora dev'essere qualcosa che appartiene al significato di quella prestazione per il soggetto che la produce e per la comunità che la riceve. Questo "qualcosa" non è accessibile attraverso i dati sperimentali né attraverso l'analisi algoritmica: è accessibile attraverso la dimensione culturale dei giochi — i loro sistemi estetici, le loro pratiche rituali, le loro tradizioni di trasmissione del sapere, il modo in cui conferiscono o ritirano significato alle azioni dei loro praticanti. Il Blocco V compie perciò un cambiamento di registro necessario: dalla psicologia dell'expertise

all'antropologia della pratica, senza abbandonare la domanda che ha generato il percorso.

Estetica, cultura, significato

Capitolo 5.1 — L'estetica del Go nella cultura zen e taoista: categorie del bello tra pietra e vuoto

5.1.1 — Il problema di un'estetica non occidentale dei giochi

La filosofia occidentale dell'estetica — da Baumgarten a Kant a Croce — ha sviluppato le proprie categorie fondamentali attraverso l'analisi di oggetti paradigmaticamente estetici: la pittura, la scultura, la musica, la poesia. I giochi, in questa tradizione, appaiono come oggetti di riflessione estetica solo marginalmente e con statuto incerto — si pensi all'analisi di Suits ne *The Grasshopper* o agli accenni husserliani all'estetica del gesto sportivo. Il go, in particolare, è quasi assente dalla letteratura estetica filosofica occidentale.

Questa assenza riflette un pregiudizio di fondo: l'estetica occidentale ha tendenzialmente distinto il bello dal vero e dall'utile, e ha privilegiato oggetti *contemplativi* — prodotti per essere osservati, non manipolati; conclusi, non in corso. Il go sfida questa tassonomia su ogni dimensione: è al tempo stesso bello e utile (nel senso della finalità pratica della vittoria), in corso (la partita ha senso solo nel suo dispiegarsi temporale), e strutturalmente intersoggettivo (non esiste un'opera di go individuale nel senso in cui esiste un quadro).

La tradizione culturale in cui il go ha avuto il suo sviluppo più ricco — la Cina classica, la Corea e il Giappone medievali e moderni — ha invece prodotto una riflessione estetica estremamente elaborata sul gioco, che si intreccia con le categorie del pensiero zen e taoista in modi che non hanno equivalenti nel pensiero europeo. Queste categorie — *weiqi* come pratica del *wu wei*, il concetto di *aji*, l'estetica della pietra e del vuoto — non sono ornamenti culturali superficiali: sono il contenuto sostanziale di un'estetica del go che merita di essere analizzata nei suoi termini propri, prima di valutarne la rilevanza per le questioni sollevate dall'intelligenza artificiale.

5.1.2 — Il go e il *Tao*: il gioco come non-azione

Il taoismo, nella sua formulazione classica nei testi di Laozi e Zhuangzi, elabora una concezione dell'agire eccellente come *wu wei* — letteralmente «non-azione», ma più propriamente agire in consonanza con il flusso naturale delle cose, senza imposizione della propria volontà sulle circostanze. Il *wu wei* non è passività: è l'agire del torrente che segue la forma del terreno, dell'artigiano che segue la venatura del legno, dell'arciere che non mira ma lascia che la freccia trovi il bersaglio. È un agire che trae la propria forza dall'allineamento con la struttura profonda del reale, non dalla coercizione di questa struttura.

I teorici cinesi del weiqi — il go nella sua denominazione originale — hanno consistentemente identificato il gioco ideale con questa forma di agire. La partita perfetta non è quella in cui il giocatore impone la propria volontà sulla tavola, costruendo strutture secondo un piano fisso e difendendole a oltranza. È quella in cui il giocatore risponde alla tavola — percepisce i flussi di forza, le tensioni posizionali, i potenziali latenti — e

lascia che le sue mosse emergano da questa percezione invece di essere progettate da un algoritmo deliberativo esterno alla posizione.

Il termine tecnico che esprime questa qualità nel go è *ki* (気) — la forza, lo spirito, il flusso vitale. Una mossa con *ki* è una mossa che si inserisce nel flusso della posizione con naturalezza — che non forza ma esprime, che non costruisce dall'esterno ma rivela dall'interno. Una mossa senza *ki* è una mossa meccanica, imposta, che non risponde alla posizione ma la ignora in favore di uno schema precostituito. La differenza tra una mossa con *ki* e una senza non è sempre calcolabile — è una qualità percepita prima di essere analizzata.

La connessione con il pensiero taoista è esplicita nella letteratura classica cinese sul go. L'opera «Weiqi shijue» (围棋十诀), i Dieci Precetti del Go, attribuita al maestro Wang Jixin della dinastia Tang, enuncia principi che sono al tempo stesso tecnici ed estetici nel senso taoista: «Non afferrare ciò che è lontano; prima consolida ciò che è vicino» — la preferenza per la solidità organica sulla costruzione ambiziosa; «Abbandona le pietre locali; insegui le grandi linee» — la subordinazione del particolare all'universale; «Se perdi una mossa da giocatore modesto, non piangere» — la distanza dall'attaccamento al risultato. Questi precetti non sono semplicemente consigli pratici — sono articolazioni di un'estetica dell'azione che condivide la struttura profonda del *wu wei*.

5.1.3 — *Aji*: il potenziale latente come categoria estetica

Il concetto di *aji* (味) — traducibile come «sapore», «retrogusto», «potenziale residuo» — è forse la categoria estetica più specifica e più difficile da tradurre dell'estetica go. Il termine indica la qualità di una posizione o di un gruppo di pietre che mantiene potenziali attivi non

ancora realizzati — possibilità future che non sono ancora state sfruttate e che condizionano l'intera dinamica della partita.

Un gruppo con buon *aji* non è necessariamente un gruppo forte: può essere un gruppo apparentemente morto o isolato che mantiene tuttavia la possibilità di rivivere, di connettersi, di generare minacce in condizioni favorevoli. Il maestro che gestisce l'*aji* non sfrutta immediatamente questi potenziali — li preserva, li tiene in vita come opzioni future, sapendo che il momento di realizzarli arriverà quando la posizione globale lo renderà vantaggioso. Sfruttare l'*aji* troppo presto significa esaurirlo — renderlo inerte, neutralizzato dalla risposta dell'avversario. Saperlo preservare richiede una sensibilità alla struttura temporale della partita che va ben al di là del calcolo locale.

L'*aji* è una categoria estetica nel senso più preciso: è qualità percepita, non solo calcolata. I grandi maestri dicono di «sentire» l'*aji* di una posizione — di percepire il grado di latenza, la qualità del potenziale non ancora espresso — prima di poterlo analizzare in varianti concrete. Questa percezione è un caso paradigmatico di sapere tacito nel senso polaniano: guida la scelta senza passare attraverso l'articolazione proposizionale.

La connessione con il pensiero zen — che ha profondamente influenzato la cultura del go giapponese — emerge qui con chiarezza. Lo zen valorizza la percezione diretta rispetto alla mediazione concettuale: il satori, l'illuminazione, è l'esperienza di vedere le cose come sono, senza il filtro delle categorie intellettuali. Il grande maestro di go che percepisce l'*aji* non sta applicando regole — sta vedendo la posizione in modo diretto, con la stessa immediatezza che lo zen associa alla percezione autentica. Non è un'analogia superficiale: la cultura del go giapponese ha

esplicitamente intrecciato la pratica del gioco con quella della meditazione zen, e i monasteri zen erano spesso sedi di studio del go.

5.1.4 — *Sente*/*gote*: la grammatica temporale dell'iniziativa

Un'altra coppia concettuale fondamentale nell'estetica go è quella di *sente* (先手) e *gote* (後手) — letteralmente «mano prima» e «mano dopo», ovvero mosse che guadagnano l'iniziativa e mosse che la cedono. Una mossa è *sente* se l'avversario è costretto a risponderla — se il mancato risposta avrebbe conseguenze inaccettabili. Una mossa è *gote* se l'avversario può ignorarla o rimandarne la risposta senza danno immediato.

La distinzione sente/gote non è puramente tecnica — ha una dimensione estetica profonda. Una partita in cui si gioca molte mosse *sente* è una partita che si *conduce*; una partita in cui si risponde molte mosse *gote* è una partita che si *subisce*. Il grande maestro che mantiene il *sente* globale — che costruisce le proprie strutture in modo tale che ogni mossa generi una risposta obbligata — produce una partita con una qualità narrativa specifica: c'è una direzione, un ritmo, una voce riconoscibile. Il giocatore che perde il *sente* è quello che reagisce invece di agire, che è costretto invece di scegliere.

L'estetica del sente/gote si intreccia con l'estetica taoista in modo non ovvio. Si potrebbe pensare che il *wu wei* — il non-forzare — si traduca in una preferenza per il *gote*, per la risposta invece della iniziativa. Ma la lettura più sofisticata della letteratura classica è diversa: il *wu wei* non è passività ma agire con la struttura delle cose. Una mossa *sente* che emerge organicamente dalla posizione — che è inevitabile non perché il giocatore abbia forzato la tavola ma perché la tavola la richiede — è precisamente un atto di *wu wei*: un agire che segue il flusso invece di opporglisi.

Questa distinzione — tra il *sente* forzato e il *sente* organico — è sottile ma non arbitraria. I grandi maestri della tradizione classica giapponese — Shusaku, Dosaku — sono ricordati non solo per la loro efficacia strategica ma per la qualità organica delle loro sequenze: le loro partite sembrano fluire necessariamente, come se non ci fossero alternative possibili, come se la posizione stessa dettasse le mosse. Questa qualità — la necessità apparente del flusso — è quella che si chiede del go ai suoi più alti livelli, e che i commentatori tradizionali identificavano con la *jisso* (実相) — la «vera forma», la manifestazione autentica della natura della posizione.

5.1.5 — *Thickness*: la bellezza della solidità

Il concetto di *atsumi* (厚み), tradotto in letteratura anglofona come *thickness* (spessore), designa la qualità posizionale di strutture go robuste, solide, prive di vulnerabilità — strutture che non richiedono difesa e generano invece influenza e opportunità offensive nell'area adiacente. Un gruppo «spesso» è un gruppo che non teme attacchi, le cui pietre sono reciprocamente collegate e rafforzate, e la cui presenza sulla tavola crea condizioni favorevoli per l'iniziativa in regioni vicine.

L'*atsumi* ha una dimensione estetica specifica che i commentatori tradizionali hanno tematizzato esplicitamente: la solidità ha bellezza propria, indipendente dall'efficacia immediata. Una posizione spessa non è necessariamente vantaggiosa nel computo immediato del territorio — anzi, spesso costruire *atsumi* significa cedere territorio in cambio di influenza, e la correttezza di questo scambio è spesso controversa. Ma la qualità estetica della solidità — la chiarezza della struttura, l'assenza di vulnerabilità, la potenza latente — è riconoscibile prima che il calcolo ne stabilisca il valore.

Si noti che questa qualità estetica è in tensione con la valutazione di AlphaZero. I sistemi di IA tendono a valutare le posizioni in termini di vantaggio atteso a lungo termine, e spesso trovano che le posizioni «spesse» nel senso tradizionale sono meno efficienti delle posizioni più acute e complesse che un giocatore umano troverebbe tatticamente rischiose. Le aperture tipiche di AlphaZero — con la loro accettazione di debolezze tattiche locali in cambio di vantaggio posizionale globale — sono spesso il contrario dell'*atsumi* tradizionale. Il che suggerisce che la preferenza per l'*atsumi* nella tradizione classica non era solo una strategia subottimale ma un'espressione di valori estetici — preferenze per certi tipi di struttura posizionale che avevano radici nell'estetica culturale e non solo nella teoria del gioco.

5.1.6 — L'estetica del vuoto: *ma* e lo spazio tra le pietre

Nella cultura visiva giapponese — nell'architettura, nella ceramica, nel giardino zen, nella pittura a inchiostro — il concetto di *ma* (間) designa lo spazio negativo, il vuoto che non è assenza ma presenza di tipo diverso: lo spazio che dà senso agli oggetti che lo circondano, che crea il ritmo del visibile. Il *ma* non è ciò che rimane quando si toglie il contenuto — è parte costitutiva della composizione, che senza di esso perde senso e vita.

Nel go, la tavola vuota prima della prima mossa è già carica di *ma*: è uno spazio strutturato dalla sua potenzialità, dalle tensioni che emergeranno, dalle partite che potrebbe ospitare. Le pietre che vengono poste su essa non riempiono il vuoto — lo articolano, lo differenziano, ne rivelano la struttura latente. Le regioni della tavola senza pietre non sono regioni prive di contenuto: sono regioni di influenza, di potenziale, di *aji*

— il vuoto pregnante che i maestri devono saper leggere con la stessa attenzione dedicata alle pietre già posate.

L'estetica del *ma* applicata al go converge con il pensiero taoista sull'utilità del vuoto. Il Capitolo 11 del *Tao Te Ching* afferma: «Trenta raggi convergono all'asse della ruota; nell'assenza al centro sta l'utilità della ruota. Si plasma l'argilla per formare una tazza; nell'assenza al suo interno sta l'utilità della tazza.» Il vuoto della tavola di go non è ciò che rimane da riempire — è la condizione di possibilità delle strutture che si costruiscono su di essa. Un giocatore che non vede il vuoto — che vede solo le pietre — non vede la tavola.

Questa dimensione estetica del vuoto ha implicazioni concrete per la valutazione delle posizioni. Un giocatore sensibile al *ma* percepisce non solo il valore delle pietre posate ma la qualità dello spazio che le pietre articolano — le regioni di influenza fluida, le aree di tensione non ancora risolta, i punti di convergenza dei vettori di forza. Questa percezione è fondamentalmente gestaltiana: la tavola è un insieme organico dove le proprietà delle parti emergono dalla struttura del tutto, non dalla somma dei valori locali.

5.1.7 — AlphaZero e l'estetica: la bellezza senza soggetto

I professionisti che hanno analizzato le partite di AlphaZero hanno spesso osservato che il suo stile di gioco è esteticamente insoddisfacente — efficace ma privo della qualità narrativa e della tensione drammatica che caratterizza le grandi partite umane. Questa osservazione non è solo un giudizio soggettivo — è la punta di un problema filosofico serio.

L'estetica go che abbiamo descritto — l'*aji*, il *sente*, l'*atsumi*, il *ma* — è un'estetica che si sviluppa nella prospettiva di un agente incorporato con risorse cognitive limitate: un giocatore che non può calcolare tutte le varianti, che deve affidarsi sulla percezione per guidare la ricerca, che costruisce nel tempo una comprensione della posizione che è strutturalmente analoga alla comprensione narrativa di un testo. Le categorie estetiche del go sono categorie di come un agente umano *vive* la posizione — non di come la posizione *è* in senso assoluto.

AlphaZero non vive la posizione nel senso rilevante. Non ha una percezione del *ma* — percepisce la distribuzione di probabilità sulle mosse, non la qualità organica dello spazio. Non ha una sensibilità all'*aji* — ha una stima del valore atteso delle opzioni future, che è funzionalmente analoga ma strutturalmente diversa dalla percezione tacita dell'*aji*. Le sue partite possono essere ottimali ma non possono essere belle nel senso tradizionale dell'estetica go — perché quella bellezza è costitutivamente legata alla prospettiva di un agente che la *percepisce*, e AlphaZero non è un agente percipiente in questo senso.

Questa osservazione suggerisce una tesi provocatoria: l'estetica go non descrive proprietà oggettive delle posizioni — descrive la qualità dell'esperienza di un agente che interagisce con le posizioni. Le categorie estetiche del go sono categorie fenomenologiche, non ontologiche. Il che significa che non c'è contraddizione nel dire che le posizioni di AlphaZero sono superiori e meno belle: superiori dal punto di vista della funzione di valore, meno belle dal punto di vista dell'esperienza umana di giocarle e studiarle.

5.1.8 — Un'ontologia culturale dei giochi

Il problema estetico del go rimanda a una questione più profonda sull'ontologia dei giochi come oggetti culturali. Il go non è solo un insieme di regole e di posizioni — è una pratica culturale sedimentata in secoli di tradizione, con i propri valori estetici, le proprie categorie di eccellenza, il proprio sistema di trasmissione del sapere. Come ogni pratica culturale, il suo significato non è separabile dal contesto di pratiche, valori e relazioni in cui si svolge.

Quando AlphaZero gioca a go, non partecipa a questa pratica culturale nel senso rilevante — produce output ottimali secondo le regole formali del gioco, ma non è un agente nella pratica culturale del go. Non ha una storia con il gioco, non ha una relazione con la tradizione, non aspira all'eccellenza nel senso che i maestri classici intendono per eccellenza. Il go di AlphaZero e il go di Lee Sedol condividono le stesse regole ma non condividono lo stesso gioco — nel senso in cui MacIntyre usa il termine «pratica»: una forma di attività umana cooperativa con valori interni che possono essere realizzati solo attraverso la partecipazione alla pratica.

Questa distinzione ontologica è importante per comprendere la risposta culturale all'avvento dell'IA nel go. Il ritiro di Lee Sedol, le riflessioni dei maestri giapponesi sul futuro del *kifu*, la crisi dell'insegnamento che abbiamo analizzato nel Capitolo 4.4 — tutto questo è la risposta di una pratica culturale a una pressione che viene dall'esterno della pratica, non dall'interno. AlphaZero non è un partecipante eccezionale nella pratica del go — è un agente esterno che ne ha trasformato il paesaggio senza parteciparvi.

Questa prospettiva suggerisce che la domanda «il go sopravviverà all'IA?» è mal posta se intende la sopravvivenza in termini di rilevanza

competitiva. Il go come pratica culturale non sopravvive o muore in funzione della capacità dei giocatori umani di battere i sistemi di IA — sopravvive o muore in funzione della capacità di mantenere vivi i valori interni alla pratica: la trasmissione del sapere tacito, l'esperienza estetica delle categorie del bello, la partecipazione in una comunità di pratica che condivide un orizzonte di senso. Queste dimensioni non sono state cancellate da AlphaZero — sono state, in un certo senso, rivelate per contrasto: l'IA ha reso più visibile ciò che è specificamente umano nella pratica del go, mostrando cosa rimane irriducibile quando si estrae l'ottimizzazione pura dalla pratica culturale.

Il go bello — con il suo *aji* e il suo *ma*, con la sua grammatica del *sente* e del *gote*, con l'estetica della solidità e del vuoto — non è una bella funzione di valore. È una forma di vita.

Capitolo 5.2 — Gli Scacchi come metafora occidentale: guerra, ragione e il teatro del potere

5.2.1 — Un gioco che ha plasmato un'idea di mente

Nel 1769, il barone Wolfgang von Kempelen presentò alla corte di Vienna un automa scacchistico — il «Turco» — che batteva qualunque avversario umano si sedesse di fronte a lui. L'automa era, notoriamente, un inganno: un maestro nascosto all'interno del meccanismo muoveva i pezzi attraverso un sistema di leve. Ma la fascinazione che il Turco esercitò per quasi ottant'anni sulle corti europee — che lo sfidarono da Vienna a Parigi a Londra, che lo affrontarono Napoleone e Benjamin Franklin — non era la fascinazione per la frode. Era la fascinazione per la *possibilità*: l'idea che

una macchina potesse giocare a scacchi era, per la mentalità illuminista, equivalente all'idea che una macchina potesse pensare.

Questo non è un caso. Gli scacchi sono stati, nella cultura europea e nella sua estensione americana, molto più di un gioco: sono stati il modello privilegiato della razionalità strategica, il teatro in cui si metteva in scena l'ideale illuminista della mente come computazione logica, della vittoria come conseguenza necessaria del pensiero corretto. Quando Claude Shannon, nel 1950, scrisse il primo articolo programmatico sulla programmazione di un computer per giocare a scacchi, non stava scegliendo il problema per ragioni tecniche di convenienza — stava scegliendo il problema per ragioni culturali: gli scacchi erano il test naturale dell'intelligenza artificiale perché erano, nella cultura di Shannon, il paradigma dell'intelligenza tout court.

Questa identificazione tra scacchi e ragione non è naturale — è storica, è culturale, è costruita. Per comprenderla e poi metterla in discussione alla luce di ciò che l'IA ha rivelato, è necessario ricostruire la genesi e la struttura dell'immaginario scacchistico nella cultura occidentale.

5.2.2 — La struttura gerarchica come cosmologia

Gli scacchi hanno una struttura gerarchica esplicita che non è presente nel go: re, regina, alfieri, cavalli, torri, pedoni — una gerarchia di potere che mappa, con una precisione non casuale, la struttura feudale della società europea medievale in cui il gioco si diffuse. Il re è il pezzo che non può essere catturato — è l'obiettivo del gioco, non il suo strumento. La regina è il pezzo più potente in movimento ma subordinata alla sopravvivenza del re. I pezzi minori hanno funzioni specializzate e valori fissi. I pedoni — la

fanteria — sono deboli individualmente ma possono, se sopravvivono, trasformarsi in pezzi maggiori: una mobilità sociale codificata nelle regole.

Questa struttura non è un semplice riflesso passivo della gerarchia sociale medievale — è una *cosmologia* ludica che naturalizza la gerarchia come struttura dell'ordine razionale. Giocare a scacchi significa operare all'interno di un universo in cui il potere è distribuito in modo fisso e legittimo, in cui la vittoria si ottiene attraverso la gestione ottimale delle risorse disponibili nella gerarchia data, in cui la creatività strategica è la creatività di chi sa usare il sistema — non di chi lo mette in discussione.

Il go non ha questa struttura. Le pietre sono identiche — tutte dello stesso valore, dello stesso potere, della stessa funzione potenziale. Non c'è re da proteggere, non c'è gerarchia di pezzi, non c'è specializzazione di funzioni. Il valore di una pietra emerge dalla sua posizione relativa alle altre pietre e alla struttura globale della tavola — non dalla sua identità intrinseca. È una cosmologia radicalmente diversa: non gerarchica ma relazionale, non essenzialista ma contestualista.

Questa differenza ontologica tra i due giochi — la gerarchia essenzialista degli scacchi e il contestualismo relazionale del go — corrisponde a differenze profonde nei sistemi filosofici che le due culture hanno elaborato. L'ontologia degli scacchi è aristotelica: gli enti hanno nature fisse che determinano le loro capacità e funzioni. L'ontologia del go è taoista o buddhista: gli enti non hanno natura fissa ma sono costituiti dalle relazioni in cui si trovano. Non si tratta di una corrispondenza casuale — è una corrispondenza che spiega perché gli scacchi si siano integrati così naturalmente nell'immaginario filosofico occidentale e il go sia rimasto culturalmente opaco per tanto tempo alla filosofia europea.

5.2.3 — La guerra come modello: Clausewitz e la scacchiera

La metafora bellica degli scacchi è esplicita e pervasiva. I pezzi «attaccano» e «difendono», si «sacrificano» per obiettivi strategici, vengono «catturati» dall'avversario. La vittoria è il matto — la cattura del re — che termina il conflitto. La tavola è un campo di battaglia con due eserciti su fronti opposti.

Questa metafora ha avuto conseguenze storiche concrete. Carl von Clausewitz, nella sua elaborazione della teoria della guerra moderna, usò la scacchiera come modello esplicativo della strategia militare — un uso che rifletteva la cultura del suo tempo ma che, paradossalmente, semplificava la complessità della guerra reale riducendola alla struttura formale del gioco. La critica successiva alla dottrina clausewitziana — da Liddell Hart a John Boyd — ha spesso assunto la forma di un argomento contro questa semplificazione schematica: la guerra reale non è una partita a scacchi perché le «pietre» non hanno valori fissi, il «campo di battaglia» non è uno spazio omogeneo con struttura deterministica, e la «vittoria» non ha la chiarezza bivalente del matto.

Ma la metafora bellica degli scacchi ha anche plasmato in senso inverso — non solo la teoria militare, ma la cultura del gioco stesso. La strategia scacchistica è pensata in termini bellici: si parla di «attacco», «difesa», «sacrificio di materiale», «guerra di manovra», «tattica» contrapposta a «strategia». Questa terminologia non è neutra — orienta la percezione del gioco verso una struttura di conflitto binario (vittoria o sconfitta), di risorse finite (materiale) e di obiettivi chiari (il matto). La bellezza di una partita di scacchi è spesso la bellezza di un attacco ben

condotto — di una combinazione tattica brillante che porta alla vittoria in modo logicamente necessario.

Nel go, la terminologia è diversa. Si parla di «influenza» invece di «attacco», di «territorio» invece di «possesso», di «vitalità» invece di «sopravvivenza». La vittoria non è l'annientamento del re avversario ma il possesso di più territorio — una differenza di obiettivo che riflette una differenza di cosmologia. Il go non è la guerra: è la gestione dello spazio, con le sue implicazioni di equilibrio, coesistenza e delimitazione piuttosto che annientamento.

5.2.4 — Nabokov, Zweig, Borges: gli scacchi come specchio dell'ossessione

La letteratura europea ha trovato negli scacchi non solo una metafora della guerra ma uno specchio delle patologie della razionalità — dell'intelligenza portata all'eccesso, del pensiero che si chiude in se stesso fino all'alienazione. Tre figure letterarie esemplificano questa tradizione con particolari intensità.

Stefan Zweig, nella «Schachnovelle» (1942), descrive due forme di madness scacchistica che sono speculari. Da un lato Czentovic — il campione del mondo rozzo e unidimensionale, capace di calcolare varianti di straordinaria complessità ma privo di qualunque sensibilità intellettuale o emotiva al di fuori degli scacchi. Dall'altro il dottor B — l'intellettuale raffinato che, durante la prigionia nazista, impara a giocare a scacchi mentalmente attraverso un singolo manuale rubato ai suoi carcerieri, e che alla fine della sua cella mentale non riesce più a distinguere il dentro dall'esterno, il gioco dalla realtà, le varianti dalla vita. Gli scacchi di Zweig sono il teatro in cui la razionalità estrema genera la propria catastrofe —

dove il pensiero che non ha altro oggetto che se stesso produce non la libertà ma la follia.

Vladimir Nabokov, lui stesso scacchista di livello e compositore di problemi, in «La difesa di Luzhin» (1930) costruisce un personaggio analogo: il grandissimo Luzhin, genio scacchistico, incapace di vivere una vita fuori dalla scacchiera, che alla fine cede alla tentazione di «uscire dal gioco» attraverso il suicidio — un finale che Nabokov costruisce come una mossa scacchistica, con la finestra aperta sul cielo quadrettato. La difesa di Luzhin è la difesa di chi non sa difendersi dalla propria intelligenza.

Jorge Luis Borges, in «Scacchi» (sonetto doppio del 1960), porta la riflessione al livello metafisico. I giocatori che muovono i pezzi sono a loro volta pezzi mossi da mani superiori, che sono a loro volta pezze mosse da mani ancora più superiori, in un regresso infinito che dissolve il soggetto nel meccanismo. «Dio muove il giocatore, e questi la pedina. / Quale Dio dietro Dio comincerà la trama / di polvere e tempo e sogno e agonie?» Gli scacchi borgesiani sono il modello dell'universo come sistema deterministico in cui la libertà è illusione — ogni mossa necessitata dalla struttura del sistema, ogni soggetto ridotto a funzione.

Questa tradizione letteraria condivide una struttura filosofica: gli scacchi come specchio di una razionalità che si chiude in se stessa, che raggiunge la perfezione formale al prezzo dell'alienazione dalla vita. Non è un caso che questa tradizione sia specificamente europea — riflette un'ambivalenza culturale nei confronti del progetto illuminista di una razionalità puramente formale, del logos che aspira alla completezza e trova invece i propri limiti.

5.2.5 — Shannon, Turing e gli scacchi come test dell'IA

Quando Claude Shannon scrisse «Programming a Computer for Playing Chess» nel 1950, e quando Alan Turing elaborò il suo «turochamp» — il primo programma scacchistico eseguito a mano — la scelta degli scacchi come dominio di test dell'IA non era solo una convenienza tecnica. Era una scelta che rifletteva la concezione della mente dominante nella cultura scientifica del periodo: la mente come elaborazione di simboli secondo regole, la razionalità come applicazione di procedure formali a rappresentazioni strutturate.

Gli scacchi si adattavano perfettamente a questa concezione. Sono un sistema formalmente chiuso con regole precise, un insieme finito di stati e di transizioni, una funzione di valutazione (il matto) binaria e deterministica. Programmare un computer per giocare a scacchi significava, per Shannon e Turing, programmare un computer per eseguire la funzione cognitiva paradigmatica — il pensiero strategico — nella sua forma più pura.

Questa scelta ha avuto conseguenze durevoli sulla storia dell'IA. Ha orientato la ricerca verso i sistemi simbolici, la rappresentazione esplicita della conoscenza, la ricerca nell'albero di possibilità — l'approccio GOFAI che ha dominato per quattro decenni. E ha creato un'identificazione culturale tra IA e scacchi che ha fatto sì che la vittoria di Deep Blue su Kasparov nel 1997 fosse vissuta come una svolta epocale non solo tecnica ma culturale: la macchina aveva superato l'uomo nel dominio paradigmatico del pensiero razionale.

L'identificazione tra scacchi e mente razionale era al contempo un'assunzione culturale e un'agenda di ricerca. Come assunzione culturale, era discutibile — come la critica di Dreyfus aveva mostrato già negli anni Sessanta, il pensiero umano non funziona come la ricerca in un

albero di varianti esplicite. Come agenda di ricerca, aveva i suoi meriti — aveva prodotto sistemi di IA tecnica di alta qualità nel dominio degli scacchi — ma aveva anche i suoi costi: aveva orientato la ricerca verso un paradigma che si rivelò, alla lunga, incompleto.

5.2.6 — Il sistema Elo come metrica universale

Una delle eredità culturali più pervasive degli scacchi nel pensiero occidentale contemporaneo è il **sistema Elo** — il metodo di rating sviluppato da Arpad Elo negli anni Sessanta per misurare la forza dei giocatori di scacchi attraverso i risultati delle partite. Il sistema Elo calcola il rating atteso E di un giocatore A contro un giocatore B come:

$$E_A = \frac{1}{1+10^{\left(R_B - R_A\right)/400}}$$

dove R_A e R_B sono i rating correnti dei due giocatori. Dopo ogni partita, i rating vengono aggiornati in funzione della differenza tra il risultato atteso e quello effettivo, con un fattore K che regola la velocità di convergenza:

$$R_A' = R_A + K\left(S_A - E_A\right)$$

dove $S_A \in \{0, \frac{1}{2}, 1\}$ è il risultato effettivo.

Il sistema Elo ha la virtù della semplicità e della coerenza statistica in domini ben definiti. Ma la sua adozione come metrica universale di «intelligenza» o «abilità cognitiva» in ambiti molto al di là degli scacchi — dai giochi online ai sistemi di ranking accademici — riflette una proiezione culturale che merita riflessione critica.

Il sistema Elo misura una capacità di *battere avversari specifici in un contesto specifico* — non una competenza cognitiva astratta. Il rating Elo di

Magnus Carlsen non quantifica la sua intelligenza in generale: quantifica la sua abilità di vincere partite di scacchi contro giocatori con determinati rating. La trasposizione di questa logica ad altri domini produce distorsioni sistematiche, perché presuppone che il dominio sia, come gli scacchi, formalmente chiuso, con una funzione di valutazione binaria e condizioni di gioco stabili.

Il fatto che il sistema Elo sia stato adottato anche per valutare i sistemi di IA — e che i confronti tra il rating Elo di AlphaZero e quello dei migliori umani siano diventati un indicatore culturalmente saliente della «superiorità dell'IA» — riflette l'eredità dell'identificazione tra scacchi e intelligenza. AlphaZero ha un rating Elo stimato superiore a qualunque giocatore umano negli scacchi: questa affermazione è tecnicamente precisa e filosoficamente limitata. Dice qualcosa di preciso sulla capacità di AlphaZero di vincere partite di scacchi contro avversari di dato rating; non dice nulla di preciso sulla sua intelligenza in senso generale.

5.2.7 — La scacchiera e la modernità: razionalità, potere, sconfitto

Gli scacchi hanno plasmato l'idea occidentale di razionalità strategica — e la storia dell'IA negli scacchi ha, a sua volta, rivelato i limiti di quell'idea. Il programma di Shannon mirava a costruire una macchina che pensasse *come un maestro* — che applicasse principi espliciti, che valutasse posizioni secondo criteri articolabili, che pianificasse a lungo termine attraverso la rappresentazione esplicita delle alternative. Il risultato fu una serie di sistemi di IA che giocavano bene ma non *come i maestri* — giocavano attraverso la forza bruta del calcolo, valutando milioni di posizioni al secondo con euristiche scritte da esperti umani.

Deep Blue non pensava come Kasparov. Non riconosceva strutture posizionali nel senso in cui Kasparov le riconosceva — non aveva il chunking di de Groot, non aveva la sensibilità all'*aji* equivalente degli scacchi, non aveva una teoria estetica della posizione. Aveva una funzione di valutazione numerica e la capacità di calcolare le sue conseguenze a profondità molto superiore a quella umana. La vittoria di Deep Blue era la vittoria di un paradigma — il calcolo esaustivo — sulla comprensione — il riconoscimento di pattern — non la vittoria dell'intelligenza sull'intelligenza.

Questa struttura si è ripetuta, con variazioni, con l'avvento di AlphaZero negli scacchi. AlphaZero non usa euristiche scritte da esperti: apprende le proprie valutazioni attraverso il reinforcement learning. In questo senso è meno dipendente dalla conoscenza umana esplicita. Ma rimane fondamentalmente un ottimizzatore — un sistema che massimizza una funzione di valore, non un agente che comprende il gioco in senso fenomenologico.

La storia degli scacchi nell'IA è la storia di come la cultura occidentale abbia usato il gioco come modello della mente e poi abbia costruito macchine che vincono nel gioco senza avere la mente che il gioco era supposto modellare. È una storia di successo tecnico e di spiazzamento culturale: le macchine vincono, ma la vittoria non conferma l'ipotesi che le aveva motivate — non dimostra che la mente sia come gli scacchi, né che gli scacchi catturino l'essenza dell'intelligenza.

5.2.8 — Scacchi e go come due filosofie dell'azione

Concludiamo con una riflessione comparativa che connette le analisi di questo capitolo con il capitolo precedente. Gli scacchi e il go non sono solo

giochi con strutture matematiche diverse — sono, nella profondità della loro tradizione culturale, due filosofie dell'azione radicalmente diverse.

Gli scacchi articolano una filosofia dell'azione che è fondamentalmente *eroica e lineare*: c'è un obiettivo definito (il matto), una gerarchia di risorse con valori fissi, una struttura di conflitto binario in cui ogni vantaggio dell'uno è svantaggio dell'altro, e una vittoria che è la negazione completa della capacità avversaria. La razionalità scacchistica è la razionalità dell'agente che massimizza l'utilità in un contesto di risorse fisse e obiettivi chiari — il modello della teoria classica dei giochi, della economia neoclassica, della strategia militare clausewitziana.

Il go articola una filosofia dell'azione che è fondamentalmente *ecologica e processuale*: l'obiettivo (il territorio) emerge dal processo stesso di gioco, le risorse (le pietre) non hanno valori fissi ma solo relazionali, la struttura è di coesistenza piuttosto che di annientamento — si vince avendo *più* territorio, non eliminando l'avversario — e la vittoria è graduale, mai definitiva fino all'ultima mossa. La razionalità del go è la razionalità dell'agente che naviga in un sistema complesso, che mantiene l'equilibrio tra vettori di forza in tensione, che ottimizza in modo adattivo rispetto a un ambiente che cambia in funzione delle proprie scelte.

Questa differenza filosofica non è irrilevante per le questioni sollevate dall'IA. I sistemi di IA hanno risolto gli scacchi in modo definitivo — ma lo hanno fatto attraverso un paradigma (il calcolo esaustivo o il reinforcement learning) che è più naturalmente compatibile con la struttura degli scacchi: obiettivo fisso, spazio di stato finito, funzione di valore relativamente semplice. Il go si è rivelato più resistente all'approccio GOFAI e ha richiesto sistemi di apprendimento più sofisticati

perché la sua struttura è meno compatibile con la razionalità formale che quegli approcci implementavano.

In un senso preciso, la storia dell'IA nei giochi è la storia di un paradigma culturale — la razionalità come calcolo esplicito — che ha incontrato prima la struttura che gli era più congeniale (gli scacchi) e poi la struttura che le resisteva di più (il go), e che ha dovuto trasformare radicalmente i propri strumenti per vincere la seconda sfida. I sistemi che hanno risolto il go — AlphaGo, AlphaZero, KataGo — non sono sistemi razionali nel senso illuminista del termine: sono sistemi di apprendimento statistico che costruiscono rappresentazioni implicite attraverso l'esperienza. Sono, in un senso ironico, più vicini alla filosofia del go che a quella degli scacchi.

Capitolo 5.3 — AlphaZero gioca «brutto»: estetica computazionale e il problema della bellezza funzionale

5.3.1 — Una critica inaspettata

Nell'autunno del 2017, quando i risultati di AlphaZero negli scacchi furono resi pubblici — 28 vittorie, 0 sconfitte, 72 patte in 100 partite contro Stockfish, il campione del mondo tra i motori scacchistici — la risposta della comunità professionale fu divisa in modo inaspettato. Accanto allo stupore per la velocità della vittoria e per l'insolenza delle aperture — AlphaZero giocava le proprie aperture con un'aggressività posizionale che nessun motore aveva mai mostrato — molti grandmaster espressero una riserva che non riguardava la qualità del gioco in senso stretto.

Magnus Carlsen, il campione del mondo in carica, osservò che lo stile di AlphaZero era «impressionante ma non sempre bello» — e specificò: c'era qualcosa nelle sue posizioni che risultava esteticamente insoddisfacente, una qualità di efficacia senza eleganza, di precisione senza narrazione. Mikhail Tal aveva detto, decenni prima, che una grande partita di scacchi doveva avere la struttura di un racconto — un'apertura che stabilisse i temi, uno sviluppo che li complicasse, una crisi e una risoluzione. Le partite di AlphaZero erano spesso prive di questa struttura narrativa: portavano alla vittoria attraverso percorsi che sembravano computazionalmente ottimali ma esteticamente arbitrari.

Una critica analoga è stata formulata da maestri di go riguardo alle partite di AlphaGo e dei sistemi successivi. Cho Hunhyun — uno dei più grandi maestri coreani del ventesimo secolo — ha descritto il go di AlphaGo come «corretto ma freddo»: ogni mossa è difendibile, ogni scambio è calcolato, ogni sequenza porta nella direzione dell'ottimizzazione — ma manca quella qualità che i maestri classici chiamavano *haengma* (행마), la bellezza del movimento delle pietre, l'eleganza del ritmo posizionale.

Queste critiche non sono mere lamentele conservative contro il nuovo. Sono il punto di partenza per una domanda filosofica importante: cosa intendono i professionisti quando dicono che AlphaZero gioca «brutto»? Questa bruttezza è una proprietà oggettiva delle sue partite, o un artefatto del punto di vista degli osservatori? E se è quest'ultimo, cosa ci dice questo sull'estetica dei giochi?

5.3.2 — La struttura del bello scacchistico: combinazione, sorpresa, necessità

Per rispondere alla domanda, è necessario prima articolare cosa intende la tradizione scacchistica per «bellezza» di una partita o di una mossa. La letteratura scacchistica — da Nimzowitsch a Tal a Kasparov — è relativamente unanime su alcuni tratti caratteristici della bellezza posizionale e combinatoria.

Il primo tratto è la **necessità logica**: una bella combinazione è quella in cui ogni mossa sembra l'unica mossa possibile — una catena di passi che porta alla vittoria con la forza di un sillogismo. La bellezza della combinazione «Immortale» di Adolf Anderssen (Londra, 1851) — con il suo doppio sacrificio di cavallo e poi di torre che porta al matto con soli tre pezzi minori — deriva dalla sensazione che ogni mossa fosse necessitata dalla precedente, che non ci fosse alternativa. La necessità non è solo computazionale: è estetica.

Il secondo tratto è la **sorpresa produttiva**: la bella mossa è quella che l'osservatore non aveva previsto ma che, una volta vista, sembra inevitabile. La sorpresa e la necessità sono in tensione apparente ma coesistono nella bella combinazione: la mossa è sorprendente prima di essere capita e necessaria dopo. Questa struttura — sorpresa che si risolve in comprensione — è analoga alla struttura della battuta comica o della metafora illuminante: qualcosa di inaspettato che, una volta sentito, sembra ovvio.

Il terzo tratto è la **coerenza tematica**: la bella partita ha un tema dominante — un'idea strategica o tattica che si articola attraverso diverse fasi del gioco. La partita di Kasparov contro Topalov (Wijk aan Zee, 1999), spesso citata come la più bella degli ultimi decenni, ha un tema coerente — il sacrificio dell'alfiere per guadagnare un'iniziativa posizionale insuperabile — che si sviluppa per venti mosse con variazioni sul tema

principale. La coerenza tematica produce la sensazione di un discorso argomentato: c'è una voce, c'è un piano, c'è una progressione.

Il quarto tratto è la **proporzione tra mezzo e fine**: la bella soluzione è quella che raggiunge l'obiettivo con il minimo di risorse necessario, senza eccessi. Un matto in tre mosse è bello non solo perché è vincente, ma perché è il modo più parsimonioso di vincere — ogni pezzo nella combinazione è indispensabile, nessuno è in eccesso. La bellezza è legata all'efficienza non nel senso computazionale ma nel senso estetico: come nella poesia, dove il bello è il necessario, dove nulla può essere tolto senza perdita.

5.3.3 — Perché AlphaZero non soddisfa questi criteri

Con questa tassonomia in mano, la critica estetica alle partite di AlphaZero diventa più precisa. Il problema non è che le sue partite siano prive di mosse sorprendenti — ne contengono molte. Il problema è che la sorpresa non si risolve sempre in comprensione: molte mosse di AlphaZero rimangono opache anche dopo l'analisi, sorprendenti prima e sorprendenti dopo, senza la transizione alla necessità che caratterizza la bella combinazione.

Il problema non è neanche che siano privi di coerenza tematica in senso tecnico — i sistemi di analisi mostrano che le partite di AlphaZero hanno spesso strutture posizionali coerenti che si sviluppano su molte mosse. Il problema è che questa coerenza non è *percepibile* dagli osservatori umani durante la partita — o meglio, non è percepibile attraverso gli strumenti cognitivi che i maestri usano per comprendere le posizioni. La coerenza di AlphaZero è una coerenza a dimensionalità troppo alta per essere colta da chi ha un numero finito di chunking disponibili.

Formalmente, si potrebbe descrivere il problema come una questione di **complessità della rappresentazione** necessaria per percepire la coerenza. Una bella combinazione umana ha una rappresentazione compatta: si può descrivere il tema in poche parole («il sacrificio dell'alfiere per aprire la colonna del re»), e questa descrizione cattura l'essenziale. Le sequenze di AlphaZero richiedono spesso rappresentazioni ad alta dimensionalità — non c'è una descrizione compatta del loro tema, perché il tema è distribuito su molte variabili posizionali simultanee che nessun linguaggio naturale può integrare in un'unità comprensibile.

Se si indica con $K(x)$ la complessità di Kolmogorov di una sequenza di mosse x — la lunghezza del programma più breve che la genera — e con $K_H(x)$ la complessità minima della rappresentazione mentale di x per un osservatore umano con le sue strutture cognitive limitate, si ha in generale $K(x) \leq K_H(x)$: la descrizione computazionale è più compatta di quella cognitiva umana. Una bella partita umana minimizza entrambe — è compatta computazionalmente *e* cognitivamente. Una partita di AlphaZero può minimizzare $K(x)$ senza minimizzare $K_H(x)$: è ottimale computazionalmente ma non rappresentabile cognitivamente in modo compatto.

5.3.4 — Bellezza funzionale e bellezza formale

La distinzione filosofica rilevante per questo problema è quella tra **bellezza funzionale** e **bellezza formale**. La bellezza funzionale di un oggetto è la qualità di essere ottimamente adatto al proprio scopo — l'eleganza di un martello perfettamente bilanciato, la bellezza di una formula matematica che risolve un problema con il minimo di assunzioni.

La bellezza formale è la qualità di produrre un'esperienza estetica in chi la osserva — la bellezza di una sinfonia, di una pittura, di una poesia, indipendentemente dalla loro utilità pratica.

Nel caso dei giochi, le due forme di bellezza normalmente coincidono — o almeno tendono a coincidere per le intuizioni dei grandi maestri. Una mossa bellissima è tendenzialmente anche una mossa efficace: la sensazione di bellezza è, in molti casi, un indicatore affidabile della qualità strategica. Questa coincidenza non è arbitraria: riflette il fatto che le strutture posizionali che i maestri percepiscono come belle — la solidità, l'armonia tra i pezzi, la coerenza tematica — sono genuinamente funzionali alla vittoria nella distribuzione delle partite che costituisce il loro training cognitivo.

AlphaZero spezza questa coincidenza. Le sue mosse sono funzionalmente bellissime — ottimali rispetto alla funzione di valore — ma non sempre formalmente belle nel senso dell'esperienza estetica umana. E la ragione è che la coincidenza tra bellezza funzionale e formale dipendeva dall'adeguamento delle intuizioni estetiche dei maestri alla struttura del gioco — un adeguamento costruito attraverso secoli di tradizione e migliaia di ore di pratica. AlphaZero non ha questo adeguamento: la sua funzione di valore è costruita attraverso il reinforcement learning senza mediazione delle intuizioni estetiche umane. Produce output ottimali che non sono stati filtrati attraverso le categorie del bello umano.

5.3.5 — Il caso dell'*aji* sacrificato

Un caso concreto che illustra la distanza estetica tra il gioco umano e quello di AlphaGo nel go riguarda il trattamento dell'*aji* — il potenziale

latente analizzato nel Capitolo 5.1. I maestri umani spesso preservano l'*aji* per lungo tempo, non sfruttandolo immediatamente, lasciandolo come minaccia latente che condiziona le scelte dell'avversario. Questa conservazione dell'*aji* ha un valore strategico dimostrabile — il potenziale non sfruttato esercita pressione sull'avversario, che deve tener conto di esso nelle proprie mosse — ma ha anche un valore estetico: la posizione con *aji* preservato ha una qualità di tensione non risolta, di possibilità aperte, che è parte della bellezza del go ad alto livello.

AlphaGo e i sistemi successivi tendono a risolvere l'*aji* prima — a realizzare il potenziale latente quando il calcolo mostra che il momento è ottimale, anche se agli occhi di un osservatore umano potrebbe sembrare prematuro. Il sistema ottimizza il valore atteso $E[V(s')]$ su tutte le continuazioni, e se il momento di sfruttare l'*aji* è ora, lo sfrutta ora — senza considerare il valore estetico della tensione preservata, che non è rappresentato nella sua funzione di valore.

Il risultato è che le posizioni generate da AlphaGo hanno spesso meno tensione non risolta di quelle generate dai maestri umani — sono più chiuse, più risolte, meno pregnanti di possibilità aperte. Questo non le rende meno ottimali nel senso del valore atteso — ma le rende meno belle nel senso dell'estetica tradizionale del go, che valorizza la tensione, l'*aji*, il potenziale non ancora realizzato.

5.3.6 — La questione dello stile: AlphaZero ha uno stile?

Una delle domande più discusse nella letteratura tecnica e giornalistica su AlphaZero è se il sistema abbia uno «stile» di gioco identificabile. La risposta è ambigua e dipende da cosa si intende per stile.

In senso statistico, AlphaZero ha uno stile identificabile: le sue partite mostrano una distribuzione di scelte posizionali che si discosta in modo sistematico dalla distribuzione delle partite professionali umane — preferisce strutture posizionali solide a quelle tatticamente acute, accetta svantaggi materiali temporanei per guadagnare iniziativa posizionale, mantiene la complessità più a lungo di quanto i motori tradizionali facessero. Questa distribuzione è abbastanza caratteristica da essere riconoscibile agli analisti: una posizione «stile AlphaZero» è identificabile.

Ma lo stile in senso estetico è qualcosa di più: è l'espressione di una *visione* del gioco, di un sistema di valori estetici che orienta le scelte non solo verso l'efficacia ma verso un certo tipo di efficacia. Lo stile di Tal era l'espressione di una filosofia del sacrificio come strumento di complessità ingestibile — non solo tattica ma estetica. Lo stile di Petrosian era l'espressione di una filosofia della prevenzione — la bellezza del pericolo che non si manifesta perché è stato eliminato prima.

AlphaZero non ha uno stile in questo senso. Ha una distribuzione statistica di preferenze posizionali che emerge dal reinforcement learning — ma non ha una *filosofia* del gioco, non ha valori estetici che orientano la ricerca verso certi tipi di soluzione piuttosto che altri. Se le condizioni di training fossero diverse, la distribuzione sarebbe diversa — e non ci sarebbe ragione di dire che uno stile è più «AlphaZero» dell'altro. Lo stile di un maestro umano, al contrario, è espressione di una personalità — di un modo di essere che si manifesta nel gioco come in altri aspetti della vita.

5.3.7 — Cosa ci insegna la «bruttezza» di AlphaZero

La critica estetica alle partite di AlphaZero non è una resistenza conservatrice al cambiamento — è un sintomo che rivela qualcosa di importante sulla struttura della bellezza nei giochi. La bellezza di una partita di scacchi o di go non è una proprietà assoluta della sequenza di mosse: è una proprietà relazionale che emerge dall'incontro tra la sequenza e un osservatore con determinate strutture cognitive, culturali, e storiche.

Le categorie estetiche dei giochi — la sorpresa che si risolve in necessità, la coerenza tematica, la tensione dell'*aji*, il ritmo del *sente* — sono categorie costruite dalla tradizione per organizzare l'esperienza di agenti cognitivi con risorse limitate, che non possono calcolare tutte le varianti, che devono affidarsi sul riconoscimento di pattern e sull'intuizione. Queste categorie non descrivono proprietà assolute delle posizioni: descrivono qualità che emergono nell'interazione tra la posizione e un osservatore cognitivamente vincolato.

AlphaZero produce posizioni che non sono state progettate per essere belle in questo senso — che non sono state filtrate attraverso le categorie estetiche costruite per agenti cognitivamente vincolati. Le sue posizioni possono avere qualità estetiche che gli osservatori umani non riescono a percepire — strutture ad alta dimensionalità che sarebbero belle per un osservatore con capacità computazionali sufficienti a coglierle. La «bruttezza» di AlphaZero potrebbe essere, in questo senso, una questione di limitazione percettiva degli osservatori più che di assenza di qualità nelle posizioni.

Ma questa possibilità, per quanto filosoficamente interessante, non dissolve il problema pratico: l'estetica dei giochi è un'estetica per osservatori umani, e una bellezza inaccessibile all'esperienza umana è una

bellezza vuota nel contesto della pratica culturale. Se le posizioni di AlphaZero sono belle per un osservatore ipotetico con capacità computazionali superiori, questo non le rende belle per noi — non in modo funzionalmente rilevante per la pratica del go o degli scacchi come attività umana.

5.3.8 — Verso un'estetica post-umana dei giochi?

Il problema sollevato dalla «bruttezza» di AlphaZero spinge verso una domanda che trascende i giochi: è possibile, e ha senso, sviluppare un'estetica per oggetti che non sono stati prodotti per osservatori umani?

La domanda non è nuova. La matematica ha a lungo dibattuto se le dimostrazioni puramente non-costruttive — che dimostrano l'esistenza di un oggetto senza costruirlo — abbiano valore estetico. I matematici che seguono la tradizione costruttivista trovano queste dimostrazioni esteticamente insoddisfacenti: dimostrano che qualcosa esiste senza mostrare come, e questa mancanza del *come* produce un senso di incompletezza. I matematici non-costruttivisti le trovano eleganti precisamente per la loro parsimonia: usano il minimo di assunzioni per produrre il massimo di risultato.

Il dibattito è illuminante perché mostra che l'estetica matematica — come l'estetica dei giochi — è connessa a valori epistémici: a concezioni di cosa significhi *capire* qualcosa, non solo *sapere* che è vero. Una dimostrazione esteticamente soddisfacente è una dimostrazione che produce comprensione, non solo conoscenza; che rivela la struttura del problema, non solo la sua soluzione; che lascia l'osservatore con la sensazione di aver visto qualcosa di vero, non solo di averlo verificato.

Le partite di AlphaZero producono conoscenza — mostrano che una sequenza di mosse porta alla vittoria — senza sempre produrre comprensione nel senso rilevante. Sono verificate ma non sempre illuminate. E questa distinzione — tra conoscenza e comprensione, tra verifica e illuminazione — è al cuore di ciò che la critica estetica alle partite di AlphaZero sta cercando di articolare.

Un'estetica post-umana dei giochi — un'estetica per partite prodotte da agenti non-cognitivi per osservatori non-umani — è, in questo senso, un progetto filosoficamente legittimo ma praticamente prematuro. Richiede prima di capire cosa sia l'esperienza estetica in termini che non presuppongano la struttura cognitiva umana — un progetto che la filosofia della mente non ha ancora completato. Fino ad allora, l'estetica dei giochi rimarrà irriducibilmente antropocentrica: una risposta agli oggetti che si forma nell'incontro tra quelli oggetti e una mente umana con le sue risorse e i suoi limiti. La «bruttezza» di AlphaZero non è una proprietà delle sue partite — è una proprietà di come noi le vediamo.

Capitolo 5.4 — I giochi come rituali: corpo, cerimonia e la pratica incarnata del go

5.4.1 — La pietra e la mano: un gesto che conta

Nella pratica professionale del go giapponese e coreano, il modo in cui si posa una pietra sulla tavola non è irrilevante. La tecnica corretta — la pietra impugnata tra l'indice e il medio, abbassata con un movimento del polso controllato, posata sul goban con un tocco secco e risoluto — è oggetto di insegnamento e di critica fin dalle prime fasi della formazione.

Un *insei* che posa le pietre in modo incerto o esitante riceve una correzione non solo tecnica ma morale: la qualità del gesto è considerata un indicatore della qualità della mente che lo produce.

Il suono che la pietra fa quando tocca il goban — un secco, breve *tock* prodotto dall'impatto della pietra di quarzo o di conchiglia sul legno di Kaya — ha un nome proprio nella terminologia professionale giapponese: *ishi no koe*, «la voce della pietra». I giocatori professionisti distinguono immediatamente, dall'ascolto, se la pietra è stata posata con decisione o con esitazione, in modo preciso o approssimativo. La voce della pietra è leggibile — e ciò che legge è lo stato mentale del giocatore.

Questi dettagli — il gesto, il suono, la postura, il ritmo delle mosse — non sono accessori alla pratica del go professionale: sono costitutivi di essa. Il go non è solo un problema cognitivo che si svolge in una mente e che produce, come output, una scelta posizionale. È una pratica corporea — un'attività che coinvolge il corpo intero, che si svolge in uno spazio fisico con oggetti fisici, e che ha sviluppato nel corso dei secoli una grammatica gestuale e rituale elaborata quanto la grammatica posizionale del gioco stesso.

Questo capitolo analizza il go — e, per estensione, i grandi giochi astratti — come *rituali*: come pratiche che non si riducono alla loro dimensione cognitiva ma che incorporano una dimensione corporea, cerimoniale, e intersoggettiva irriducibile. Questa analisi non è culturalmente marginale — è al centro della comprensione di cosa si perda quando una rete neurale «gioca» a go, e di perché questa perdita sia filosoficamente significativa.

5.4.2 — Il rituale nel senso antropologico: struttura e funzione

Il termine «rituale» porta con sé connotazioni religiose che possono essere fuorvianti nel contesto dei giochi. Prima di procedere, è necessario chiarire il senso in cui lo si usa qui — un senso che si radica nell'antropologia e nella filosofia della pratica piuttosto che nella teologia.

L'antropologia ha sviluppato diverse concezioni del rituale. La tradizione durkheimiana lo intende come meccanismo di coesione sociale: il rituale crea e consolida i legami tra i membri di una comunità attraverso l'azione collettiva condivisa. La tradizione goffmaniana lo intende come strutturazione dell'interazione quotidiana — ogni incontro sociale ha una dimensione rituale nella misura in cui segue script impliciti di comportamento appropriato. La tradizione di Van Gennep e Turner lo intende come passaggio — il rituale marca le transizioni tra stati (di vita, di status, di relazione) e produce il cambiamento che marca.

Per il nostro scopo, la definizione più utile è quella che emerge dalla convergenza tra la filosofia della pratica di Bourdieu e la filosofia dell'azione di Wittgenstein: un rituale è una forma di azione che ha significato *per essere eseguita nel modo giusto*, non solo per raggiungere un obiettivo esterno. Il rituale non è strumentale nel senso ordinario — non è un mezzo per un fine che potrebbe essere raggiunto altrimenti. È un'attività in cui la forma dell'esecuzione è inseparabile dal suo significato.

Il go professionale, nella sua forma cerimoniale, soddisfa questa definizione in modo preciso. Una partita professionale non mira solo a determinare chi è il giocatore più forte — mira a farlo attraverso un processo che ha una forma specifica, che rispetta protocolli precisi, che si svolge in un contesto ritualmente strutturato. Cambiare la forma — giocare a go online invece che di fronte, senza pietre fisiche, senza il rituale

dell'inizio e della fine — non cambia solo le condizioni pratiche: cambia il significato dell'attività.

5.4.3 — La cerimonia della partita professionale: un'analisi strutturale

Una partita professionistica di go — particolarmente in Giappone, dove la tradizione cerimoniale è più elaborata — segue un protocollo preciso che vale la pena descrivere nei suoi elementi costitutivi.

La partita comincia con il **nigiri** — la procedura di assegnazione dei colori. Un giocatore prende una manciata di pietre bianche dal pot e le posa coperte sul goban; l'altro giocatore pone una o due pietre nere accanto alle bianche. Si contano le pietre bianche: se il numero è pari, il giocatore che ha posto due pietre gioca nero (mossa prima); se dispari, gioca bianco. Il nigiri non è solo una procedura di randomizzazione — è il primo atto del rituale, il momento in cui i due giocatori entrano formalmente nella relazione della partita. Ha un andamento lento, deliberato, silenzioso.

Il **saluto iniziale** — *onegaishimasu* in giapponese, «vi prego di darmi questo gioco», o l'equivalente coreano *jal butakhamnida* — è formulaico ma non vuoto. Segna la transizione dalla conversazione ordinaria alla partita come spazio ritualmente distinto. I giocatori si inchinano, a volte si siedono in silenzio per un momento prima della prima mossa. Il silenzio non è casuale — è parte del protocollo, il momento di raccoglimento che precede l'azione.

La **prima mossa** ha un peso simbolico specifico. Nella tradizione classica, le prime mosse erano spesso giocate negli angoli — e il quadrante

in cui si gioca la prima pietra nera ha implicazioni di stile e di temperamento che i professionisti leggono come dichiarazione di intenzione. Non c'è regola che obblighi a giocare nell'angolo, ma la tradizione ha codificato certe prime mosse come espressioni di certi approcci strategici, e la lettura di queste intenzioni è già parte del rituale.

Nel corso della partita, la **velocità delle mosse** ha una grammatica propria. Una mossa giocata rapidamente segnala sicurezza o preparazione a casa; una lunga riflessione segnala posizione complicata o decisione difficile. I professionisti leggono questi segnali — non come informazione strategica in senso stretto (la lentezza non rivela quale mossa si stia considerando) ma come indicatori dello stato mentale dell'avversario, della sua fiducia, della sua difficoltà. Il ritmo della partita è una conversazione parallela alla conversazione posizionale.

Il **finale** — la conta del territorio dopo che entrambi i giocatori hanno passato — è un atto rituale collettivo: i due giocatori risistemano insieme le pietre per facilitare la conta, riconoscendo implicitamente che il confronto è finito e che si passa ora a un'attività collaborativa. Il risultato viene dichiarato e il **saluto finale** — *arigatou gozaimashita* / *gomabseubnida* — chiude il rituale con la stessa formulaicità del saluto iniziale. La partita è un'unità rituale chiusa, con inizio, svolgimento, e fine formalmente marcati.

5.4.4 — Gli oggetti rituali: il goban, le pietre, i pot

I materiali con cui si gioca il go professionale non sono intercambiabili — hanno una storia, una qualità sensoriale, e un significato culturale che li distinguono dalla loro funzione puramente ludica.

Il **goban** tradizionale è fatto di legno di Kaya (*Torreya nucifera*) — un legno che, nella sua qualità migliore, deve avere almeno cinquant'anni di stagionatura e proviene da alberi che crescono sulle colline del Kyushu o di Hokkaido. Il colore del Kaya invecchiato — un giallo-arancio caldo che si scurisce con gli anni — e il suono che produce quando si posa una pietra su di esso sono considerati inseparabili dalla qualità dell'esperienza di gioco. Un goban di Kaya di alta qualità costa decine di migliaia di euro — un prezzo che non è giustificato dalla funzione (qualunque superficie piatta con le linee corrette svolge la stessa funzione) ma dal significato culturale e dall'esperienza sensoriale che incorpora.

Le **pietre** di qualità professionale sono fatte di due materiali diversi per i due colori: le pietre bianche sono di conchiglia di palourde (*Hamaguri*), le nere di ardesia del Kii. La differenza di materiale non è casuale: produce pietre di spessore e peso leggermente diversi — le bianche sono leggermente più spesse per compensare l'effetto ottico del colore più chiaro, che le fa sembrare più piccole. Il tatto delle pietre — liscio, freddo, leggermente pesante nella mano — è parte dell'esperienza fisica del gioco.

I **pot** per le pietre — le ciotole laccate che le contengono — hanno una forma tradizionale (*goban ke*, ciotola di go) che è stata elaborata per secoli: alta, con un coperchio che si rovescia per contenere le pietre catturate, in lacca nera per le pietre bianche e in lacca rossa per le nere. Il suono delle pietre che cadono nel pot quando vengono raccolte dopo la partita — un suono secco e multiplo — è parte del rituale della fine della partita.

Questa attenzione agli oggetti fisici del gioco non è idolatria superficiale. Riflette una concezione della pratica in cui gli strumenti sono co-costitutivi dell'esperienza — in cui giocare con un goban di Kaya e

pietre di conchiglia è un'esperienza qualitativamente diversa dal giocare con oggetti sostitutivi, non solo sensorialmente ma significativamente. Gli oggetti rituali *significano* perché sono stati prodotti all'interno di una tradizione che li ha investiti di significato attraverso generazioni di praticanti.

5.4.5 — Il corpo che gioca: fenomenologia dell'expertise incarnata

La tradizione fenomenologica — da Husserl a Merleau-Ponty a Dreyfus — ha sviluppato una critica radicale alla concezione cartesiana della mente come sostanza pensante distinta dal corpo. Il corpo non è un veicolo della mente: è la condizione di possibilità dell'esperienza. La percezione è sempre percezione *da* un punto di vista corporeo; l'azione è sempre azione di un corpo che ha un orientamento, una storia cinetica, un repertorio di schemi motori.

Merleau-Ponty ha analizzato in modo classico l'expertise corporea come un caso di conoscenza non riflessiva incarnata nello schema corporeo: il pianista che suona a memoria non pensa ai tasti — le sue dita «sanno» dove andare, con una precisione che nessuna rappresentazione mentale esplicita potrebbe replicare in tempo reale. Il ciclista che mantiene l'equilibrio non applica formule fisiche — il suo corpo ha incorporato il ritmo di aggiustamento che l'equilibrio richiede. In entrambi i casi, la conoscenza è nell'azione del corpo, non nella mente che la dirige.

L'expertise del grande maestro di go ha questa struttura fenomenologica. Il gesto di posare la pietra non è eseguito pensando ai muscoli — è eseguito come unità d'azione automatica. La postura al goban — seduto con la schiena diritta, le mani posate sulle ginocchia tra le mosse — non è il risultato di un'applicazione consapevole di regole di

portamento: è incorporata nella pratica fino al punto di essere naturale. Il ritmo della partita — la velocità con cui si riflette, il momento in cui si decide, la qualità dell'attenzione durante le fasi diverse del gioco — è un ritmo corporeo oltre che mentale.

Questa incarnazione dell'expertise ha conseguenze per il modo in cui si deve intendere la «comprensione» del go da parte di un grande maestro. La comprensione di una posizione non è solo un processo cognitivo astratto — è anche una risposta corporea: una sensazione di costrizione o di libertà, di tensione o di fluidità, che si manifesta nel corpo prima di essere articolata in analisi verbale. I maestri descrivono spesso questa dimensione corporea della valutazione posizionale: una sensazione nella pancia che indica quando qualcosa è sbagliato, una tensione muscolare che accompagna la lettura di posizioni difficili.

Questa fenomenologia dell'expertise incarnata è completamente assente nella «comprensione» di AlphaZero. Il sistema non ha un corpo — non ha una postura, non ha un ritmo cinetico, non ha schemi motori incorporati. La sua valutazione di una posizione non è accompagnata da alcuna risposta corporea — è un calcolo su rappresentazioni astratte senza ancoraggio sensoriale. Questo non lo rende meno efficace nella produzione di mosse ottimali; ma lo rende fondamentalmente diverso nel tipo di relazione che ha con il gioco.

5.4.6 — Il silenzio come pratica: la dimensione meditativa del go

Una caratteristica sorprendente per chi osserva per la prima volta una partita professionale di go è il silenzio. Non solo l'assenza di conversazione — ma un tipo di silenzio qualitativo, intenso, che permea la sala di gioco e che i professionisti descrivono come parte essenziale

dell'esperienza. Il silenzio non è semplicemente l'assenza di rumore: è una condizione attivamente mantenuta, una presenza che orienta l'attenzione verso la tavola.

Nella cultura zen che ha profondamente influenzato la pratica del go giapponese, il silenzio non è vuoto — è pienezza di un tipo diverso. La meditazione zen — lo *zazen* — è pratica del silenzio come strumento di chiarezza cognitiva: il silenzio crea le condizioni per la percezione diretta, non mediata dal rumore del pensiero discorsivo. Il go professionale condivide questa struttura: il silenzio della sala di gioco è la condizione che permette ai giocatori di abitare la posizione in modo totale, senza dispersione dell'attenzione.

Molti professionisti descrivono lo stato cognitivo delle partite importanti in termini analoghi allo stato meditativo — una concentrazione che esclude qualunque contenuto esterno alla tavola, una perdita del senso del tempo, un senso di immersione totale nella posizione. Csikszentmihalyi chiamerebbe questo stato *flusso* — e la sua analisi del flusso come stato ottimale di engagement cognitivo si adatta perfettamente all'esperienza descritta dai professionisti di go. Il silenzio non è il contesto del flusso — ne è la condizione: il rumore spezza il flusso; il silenzio lo permette.

Questa dimensione meditativa del go professionale ha implicazioni per la comprensione del gioco online — e, a fortiori, del gioco dei sistemi di IA. Il go giocato online manca del silenzio condiviso: i giocatori sono in luoghi diversi, ognuno nel proprio ambiente con i propri rumori. Il go giocato da AlphaZero manca di qualunque dimensione di silenzio — il sistema non ha un'esperienza della partita, non abita il silenzio, non è mai

nel flusso. Queste assenze non cambiano il risultato formale della partita, ma cambiano radicalmente il significato dell'attività.

Al di là della perdita della dimensione rituale e corporea — discussa nel testo principale — il passaggio al gioco online ha prodotto cambiamenti cognitivi documentati nelle condizioni di performance che meritano attenzione. **L'assenza della pressione temporale fisica.** Nella partita in presenza con orologio fisico, la pressione del tempo ha una componente sensoriale diretta: il ticchettio, il gesto di premere il pulsante, la visione dell'orologio dell'avversario che scorre. Questa componente sensoriale non è presente nel gioco online con timer digitale, anche quando il tempo a disposizione è identico. Studi sulla presa di decisione in condizioni di stress temporale mostrano che la componente sensoriale della pressione — il *suono* del tempo che passa — ha effetti cognitivi diretti sull'elaborazione: accelera il processo decisionale a scapito della profondità dell'analisi, ma in un modo diverso dalla semplice consapevolezza cognitiva del tempo limitato. **L'assenza della comunicazione non-verbale.** La partita in presenza include un canale di comunicazione non-verbale tra i giocatori che il gioco online elimina completamente. I professionisti descrivono la capacità di "leggere" l'avversario — di cogliere la sua sicurezza o la sua incertezza da segnali sottili di postura, esitazione, o velocità di risposta. Questa lettura non è semplice "bluff" nel senso del poker — nel go e negli scacchi il bluff ha un ruolo limitato data l'informazione perfetta. Ma la consapevolezza dello stato emotivo dell'avversario può influenzare il processo di scelta: giocare più aggressivamente contro un avversario visibilmente insicuro, mantenere posizioni difensive contro un avversario che si muove con sicurezza. Il gioco online elimina questo canale, producendo una

condizione epistemica diversa anche a parità di posizione sulla scacchiera. **La democratizzazione dell'analisi post-partita.** Un effetto positivo e spesso sottovalutato del gioco online è l'accessibilità immediata all'analisi computerizzata dopo ogni partita. Nel gioco in presenza, l'analisi richiedeva l'accesso a un computer — spesso disponibile solo in accademia o in tornei importanti. Nel gioco online, l'analisi con motori di forza di grandmaster è disponibile immediatamente dopo la partita, e spesso è integrata nella piattaforma stessa. Questo ha cambiato strutturalmente il processo di apprendimento dei giovani giocatori, che ricevono feedback molto più immediati e sistematici sulle proprie scelte. L'effetto sul tasso di sviluppo dell'expertise è documentato: le curve di apprendimento dei giovani giocatori nell'era online sono più ripide rispetto alle generazioni precedenti, almeno nella fase iniziale. **La frammentazione della sessione di gioco.** Il gioco in presenza — specialmente nelle forme professionali — richiede sessioni concentrate di diverse ore, spesso in condizioni di totale silenzio e isolamento. Il gioco online è spesso frammentato in partite brevi giocate in contesti di attenzione divisa. Questa frammentazione ha effetti sulla qualità dell'attenzione e sulla profondità dell'analisi che non sono stati ancora sistematicamente studiati, ma che i professionisti descrivono come una delle differenze qualitative più marcate tra i due contesti.

5.4.7 — Il rituale come pratica intersoggettiva: l'avversario come specchio

Il rituale della partita professionale ha una dimensione intersoggettiva che la concezione individualistica della performance cognitiva tende a oscurare. Una partita di go non è solo il dispiegarsi di due processi

cognitivi paralleli — è un'interazione tra due soggetti che si influenzano reciprocamente in modi che vanno ben al di là dello scambio di mosse.

I grandi maestri parlano spesso di *leggere l'avversario* come attività distinta dal *leggere la posizione*. Leggere l'avversario significa costruire un modello della sua mente — delle sue tendenze strategiche, dei suoi punti di forza e debolezza, delle sue reazioni emotive in posizioni difficili, del suo modo di gestire la pressione. Questo modello non è statico — viene aggiornato nel corso della partita, in risposta alle sue mosse e ai suoi comportamenti.

Ma la lettura dell'avversario non avviene solo attraverso le sue mosse. Avviene attraverso tutti i canali dell'interazione corporea: la velocità delle mosse, la postura, i movimenti delle mani, le espressioni facciali (nella misura in cui i professionisti le mostrano, che spesso è molto limitata), il ritmo della respirazione. Questi segnali non sono necessariamente rivelatori delle intenzioni strategiche — un giocatore esperto può controllare questi segnali — ma sono parte del tessuto dell'interazione rituale, della performance pubblica della presenza al gioco.

Il go professionale è, in questo senso, un'attività di **presenza reciproca** — una forma di incontro interpersonale in cui i due soggetti si influenzano non solo attraverso le mosse ma attraverso la totalità della loro presenza corporea. Questa presenza reciproca è uno degli elementi che la tradizione identifica come fonte del significato della partita professionale — non solo la vittoria, non solo la qualità del gioco, ma la qualità dell'incontro.

AlphaZero non è presente in questo senso. Non ha una presenza corporea, non legge i segnali corporei dell'avversario, non è mai nella relazione intersoggettiva che la presenza reciproca costituisce. Giocare

contro AlphaZero è, in un senso preciso, giocare *da soli* di fronte a un sistema di risposta — non giocare *con* un avversario. Questa differenza non riguarda la qualità del gioco in senso stretto: riguarda il tipo di esperienza che la partita genera.

5.4.8 — Quando la rete neurale «gioca»: cosa scompare

Possiamo ora rispondere in modo preciso alla domanda che ha aperto questo capitolo: cosa scompare quando una rete neurale «gioca» a go?

Scompare, prima di tutto, il **gesto** — la voce della pietra, la qualità fisica del tocco, il ritmo incarnato della posata. Non perché il sistema non possa, in linea di principio, azionare un robot che posi pietre fisiche — ma perché il gesto rituale è costitutivamente il gesto di un agente incarnato con un'esperienza della propria corporalità, e il sistema non ha questa esperienza.

Scompare il **silenzio** — non come assenza di rumore, ma come condizione meditativa di presenza totale alla posizione. Il sistema non abita il silenzio perché non abita nessuno spazio fenomenologico.

Scompare la **cerimonia** — il nigiri, il saluto, il ritmo della partita come unità rituale con inizio, svolgimento e fine. Il sistema produce output senza che ci sia un passaggio tra stati di relazione — non c'è dentro e fuori dalla partita per un sistema che non ha una vita al di fuori del calcolo.

Scompare la **presenza reciproca** — l'incontro intersoggettivo tra due agenti che si leggono, si influenzano, si sfidano non solo posizionalmente ma personalmente. Il sistema non incontra l'avversario nel senso in cui due giocatori umani si incontrano.

Scompare infine la **narrativa personale** — il fatto che la partita abbia un significato nella storia di un giocatore, nella traiettoria della sua carriera, nella sua relazione con il gioco. La partita di go è sempre la partita di *questo* giocatore, in *questo* momento, con *questa* storia alle spalle. Una rete neurale non ha storia — ha parametri.

Queste perdite non invalidano il go come gioco formale, né rendono i risultati di AlphaZero irrilevanti per la teoria del gioco. Ma mostrano che la pratica del go — il go come pratica culturale nel senso di MacIntyre — è qualcosa di più del gioco formale. È un rituale nel senso pieno del termine: una forma di azione in cui la forma dell'esecuzione è inseparabile dal suo significato. E i rituali non possono essere eseguiti da macchine, per la stessa ragione per cui non possono essere eseguiti da proxy o da registrazioni — non perché manchino dell'output esterno corretto, ma perché mancano della presenza interiore che il rituale richiede.

5.4.6 — La partita online e la perdita del corpo: fenomenologia di una trasformazione strutturale

Il capitolo 5.4 ha descritto in dettaglio i rituali della partita professionale di go: la voce della pietra sul goban, il piegamento della pietra tra le dita, il nigiri, l'inchino, la formula di chiusura. Questi rituali non sono decorazioni esterne al gioco — sono parte costitutiva dell'esperienza della partita professionale, e la fenomenologia dell'expertise nel go non è separabile dall'incorporazione fisica di questi rituali.

Questa analisi ha acquisito una nuova urgenza con la massiccia transizione al gioco online degli ultimi anni, accelerata strutturalmente dalla pandemia del 2020, che ha costretto le organizzazioni di go e scacchi di tutto il mondo a trasferire tornei, campionati, e lezioni su piattaforme

digitali in poche settimane. Cosa è cambiato? E cosa rimane irrecuperabile?

La prima perdita: la voce della pietra. L'elemento più immediatamente fisico della partita di go — il suono della pietra sul goban, una variazione leggermente diversa per ogni tipo di legno, per ogni angolo della tavola, per ogni tipo di pietra — scompare completamente nel gioco online. Non è un dettaglio: la tradizione teorica giapponese attribuisce a quel suono un valore di concentrazione meditativa. Il *tachi* — la pietra posta con decisione, il suono netto — è sia atto comunicativo verso l'avversario sia atto di auto-regolazione per il giocatore. La sua scomparsa non è compensata dall'interfaccia grafica.

La seconda perdita: la presenza dell'avversario. La partita di go professionale è, tra l'altro, un incontro fisico — due persone che respirano lo stesso spazio, che registrano le reazioni fisiche dell'avversario, che sentono la pressione della presenza corporea dell'altro. Kasparov descriveva la pressione fisica della presenza di un forte avversario come fattore psicologico reale; i professionisti di go descrivono in modo analogo la capacità di *sentire* l'intenzione dell'avversario attraverso elementi non verbali. Questo livello di comunicazione non ha un corrispettivo nel gioco online.

Ciò che rimane e ciò che guadagna. Il gioco online non è solo perdita. Elimina alcune forme di intimidazione fisica che possono essere svantaggi sistematici per certi giocatori — in particolare, ci sono evidenze che le donne negli scacchi tendano a perdersi di più in partite in presenza contro avversari maschili di pari livello rispetto alle partite online, probabilmente per effetti legati alla minaccia dello stereotipo e alla pressione sociale. Il

gioco online, paradossalmente, potrebbe produrre condizioni più eque per certi gruppi.

Inoltre, il gioco online ha democratizzato l'accesso. La struttura del go professionale asiatico — con il sistema del dojo, degli apprendistati, della residenza in accademie — è storicamente accessibile a una cerchia ristretta e geograficamente concentrata. Le piattaforme online come OGS, KGS, e Fox Weiqi hanno creato un contesto in cui giocatori di tutto il mondo possono affrontare professionisti asiatici, partecipare a tornei internazionali, ricevere insegnamento da maestri che non potrebbero mai raggiungere fisicamente.

La domanda per la teoria del Blocco VI. Il confronto tra partita in presenza e partita online è filosoficamente rilevante per la tesi della navigazione di significato. Se l'expertise è — come sostiene il Blocco VI — costitutivamente incorporata, storica, situata in una pratica che include il corpo e il rituale, allora la partita online è qualcosa di *diverso* dalla partita in presenza — non solo tecnicamente diversa, ma fenomenologicamente diversa. È ancora navigazione di significato, ma in un contesto di ridotta incorporazione: alcune delle strutture che portano il significato — il suono, il rituale, la presenza fisica — sono assenti.

La risposta alla domanda "cosa è andato perduto con il gioco online?" non è nostalgica: è analitica. Ciò che è andato perduto è una parte della struttura di incorporazione che rendeva la partita di go una pratica nel senso di Bourdieu — un habitus, una forma di vita, un modo di essere nel mondo. Ciò che rimane è la struttura cognitiva del gioco, depurata da alcune delle sue dimensioni rituali. Quale delle due perdite sia più grave dipende da quale dimensione del gioco si considera più essenziale.

Capitolo 5.5 — Giochi perduti e giochi inventati: archeologia dell'universale ludico

5.5.1 — La scomparsa di un gioco come perdita culturale

Nel 1938, gli scavi archeologici di Tell Brak — un sito mesopotamico nel nord-est della Siria — portarono alla luce una serie di tavolette di argilla con incisioni regolari che gli studiosi identificarono come la traccia di un gioco da tavolo. Accanto alle tavolette, piedini di argilla cotta di forme diverse. La struttura era chiara: il gioco si svolgeva su una griglia, coinvolgeva pezzi di tipo diverso, prevedeva probabilmente un elemento di alea o di decisione. Ma le regole erano perdute — irrecuperabilmente. Nessun testo le descriveva, nessuna tradizione le aveva trasmesse. Restava solo il supporto materiale di un gioco che nessun essere umano avrebbe mai più giocato.

La perdita di un gioco è una forma specifica di perdita culturale che merita di essere analizzata in quanto tale. Quando si perde una lingua, si perde un sistema completo di categorizzazione del mondo — ma le lingue almeno lasciano tracce testuali che possono essere parzialmente ricostruite. Quando si perde una pratica religiosa, restano gli oggetti rituali, le strutture architettoniche, le descrizioni esterne. Ma quando si perde un gioco — soprattutto un gioco che non ha lasciato testi di regole — si perde qualcosa di più radicale: si perde l'insieme di problemi che il gioco poneva, la struttura di tensioni e soluzioni che costituiva la sua forma interna, il tipo specifico di attività cognitiva che richiedeva.

Il Ludus latrunculorum — il gioco dei ladroni romano — è conosciuto attraverso descrizioni di Ovidio, Varrone, e altri autori latini, ma le regole

non sono state trasmesse con sufficiente precisione per permetterne una ricostruzione univoca. I papiri egizi mostrano giocatori di Senet — il gioco funerario dei faraoni — ma la relazione tra le caselle, i coni bianchi e neri, e i bastoncini usati come dadi rimane oggetto di controversia. Il Go Table di un dipinto cinese della Dinastia Tang mostra una posizione su una scacchiera di 17 linee — una variante del wéiqí che non è più praticata. In ognuno di questi casi, ciò che si perde non è solo un passatempo: è un intero spazio di problemi, un dominio di esperienza cognitiva che non sarà mai più percorso.

5.5.2 — Chaturanga, Shatranj, Scacchi: la morfologia della trasformazione

La storia degli scacchi è forse il caso più documentato di trasformazione di un gioco attraverso culture diverse — e offre un laboratorio straordinario per studiare cosa rimane invariante e cosa muta quando un gioco attraversa frontiere culturali e temporali.

Il *Chaturanga* — il gioco descritto per la prima volta nel *Harshacharita* di Bana (VII secolo d.C.) e ricostruito da fonti successive — era probabilmente un gioco per quattro giocatori su una scacchiera di 8×8 caselle, con pezzi che rappresentavano le quattro divisioni dell'esercito indiano: fanteria, cavalleria, elefanti, carri. Ogni divisione aveva mosse specifiche, e il dado determinava quale divisione il giocatore poteva muovere in ogni turno. Il re — *raja* — era già presente, ma la dama non esisteva: il suo posto era occupato dal *mantri* (il ministro), che aveva mosse molto più limitate.

Quando il gioco raggiunse la Persia attraverso le rotte commerciali nel VI secolo, divenne *Shatranj* — il gioco descritto nel *Karnamak-i Ardeshir-i*

Papakan e poi nel trattato persiano di Buzurgmihr. La trasformazione fu radicale: il dado scomparve (il gioco divenne deterministico), i quattro giocatori divennero due, l'elefante mantenne la sua mossa diagonale di due caselle ma il carro diventò la torre. Il *mantri* persiano aveva ancora mosse limitate — una casella in diagonale.

Quando gli arabi conquistarono la Persia (641 d.C.) e acquisirono il Shatranj, la trasformazione continuò: il gioco rimase essenzialmente intatto nella sua struttura, ma l'elaborazione teorica esplose — i trattati arabi di *mansuba* (problemi di apertura) costituiscono il primo corpus sistematico di teoria scacchistica. L'*al-Fīl* (l'elefante) mantenne le sue mosse; il *Firzan* (il ministro, corruzione di *mantri*) rimase debole.

Quando gli scacchi raggiunsero l'Europa nell'XI-XII secolo — attraverso la Spagna moresca e le Crociate — avvenne la trasformazione più radicale. Nel giro di due secoli, le mosse dei pezzi furono rivoluzionate: la regina/dama — identificazione femminile del *firzan* in ambiente europeo feudale — acquisì la sua mossa attuale (infinita in tutte le direzioni) intorno al 1475-1495. Questa singola modifica cambiò radicalmente la natura strategica del gioco: il materiale con la mobilità più alta smise di essere il cavallo (con la sua mossa a L inimitabile) e divenne la regina. L'equilibrio di potere tra i pezzi fu ridisegnato.

La sequenza Chaturanga → Shatranj → Scacchi europei illustra una legge morfologica della trasformazione dei giochi: ciò che si conserva attraverso le trasformazioni è la **struttura topologica dell'interazione** — la presenza di pezzi di tipo diverso con mobilità differenziata, la logica della minaccia e della difesa, la struttura a somma zero dell'obiettivo finale. Ciò

che muta è la **parametrizzazione concreta** di questa struttura — le mosse specifiche, il numero di giocatori, la presenza o assenza dell'alea — in risposta alle strutture culturali e cognitive della nuova comunità di praticanti.

5.5.3 — Il Senet e la dimensione escatologica del gioco

Il Senet — il gioco più antico del quale si conoscano le regole con relativa certezza — merita un'analisi separata perché è il caso più documentato di un gioco con una funzione esplicitamente non-ludica. Attestato in Egitto fin dal 3100 a.C. circa (la tomba di Hesy-Ra contiene tavole da Senet tra i suoi corredi funebri), il gioco aveva una configurazione su una griglia di 3×10 caselle e pezzi che avanzavano lungo un percorso a forma di serpente, spostati da bastoncini o astragali usati come dado.

Ciò che rende il Senet filosoficamente straordinario è la sua interpretazione nel corpus dei testi funerari: il *Libro dei Morti* (Capitolo 17) descrive il defunto che gioca a Senet da solo nel regno dei morti, avanzando verso la vittoria che coincide con la salvazione — l'uscita dall'Amenti e il giungere alla luce del sole. Le tavole da Senet trovate nelle tombe non erano oggetti di svago portati nella tomba come si porta un libro prediletto — erano *strumenti rituali* necessari alla navigazione dell'aldilà, come il cuore che veniva pesato davanti ad Anubi.

In questo contesto, la struttura formale del gioco acquisisce un significato cosmologico: l'avanzare delle pedine corrisponde all'avanzare del defunto attraverso le prove dell'aldilà; le caselle speciali — alcune favorevoli, alcune pericolose — corrispondono alle stazioni del viaggio sotterraneo; la dipendenza dall'alea dei bastoncini corrisponde alla

dipendenza del defunto dal giudizio degli dèi. Il gioco non è solo un'analogia della vita — è il suo doppio rituale.

Questa dimensione escatologica del Senet solleva una questione che attraversa l'intera antropologia del gioco: in quale senso un gioco con una funzione rituale o religiosa esplicita è ancora un «gioco»? Suits definirebbe il gioco come un'attività in cui si accettano deliberatamente ostacoli inutili per il puro piacere dell'attività. Ma il Senet funerario non è giocato per piacere — è eseguito come pratica necessaria. Eppure ha la struttura formale di un gioco: regole esplicite, obiettivo definito, percorso determinato dall'interazione di scelta e alea.

La tensione si risolve osservando che la distinzione tra gioco e rituale non è una distinzione categoriale ma un continuum: la struttura formale del gioco può essere investita di significati che trascendono l'attività ludica senza cessare di essere un gioco. Il go professionale, come si è visto nel Capitolo 5.4, è simultaneamente un gioco formale e un rituale nel senso di Bourdieu. Il Senet funerario è un caso estremo dello stesso continuum — il polo in cui il significato rituale ha quasi completamente assorbito il significato ludico, ma la struttura formale rimane.

5.5.4 — L'invenzione dei giochi: un'archeologia cognitiva

Una domanda che l'archeologia dei giochi pone con forza è: *perché ogni cultura ha inventato giochi astratti?* La risposta ovvia — perché il gioco è universalmente piacevole — è tautologica. Una risposta più profonda richiede di identificare la funzione cognitiva o sociale che i giochi astratti assolvono in modo che nessun'altra attività assolveva con la stessa efficacia.

L'ipotesi funzionalista classica — articolata da Huizinga in *Homo Ludens* (1938) e poi elaborata da Caillois in *Les jeux et les hommes* (1958) — è che il gioco sia un'attività primaria che precede e costituisce la cultura: gli uomini non giocano perché sono culturali, ma sono culturali perché giocano. Il gioco produce le strutture di regola condivisa, di spazio separato dall'ordinario, di tensione e risoluzione che sono alla base di ogni istituzione culturale.

Questa ipotesi è suggestiva ma insufficiente. Spiega perché gli uomini giocano in generale — ma non spiega perché in particolare inventino giochi astratti deterministici a informazione perfetta, come go, scacchi, e i loro analoghi cross-culturali. Il bambino che corre è in gioco; il giocatore di Senet che muove le pedine secondo regole codificate è in gioco in un senso radicalmente diverso — più formalizzato, più vincolato, più matematicamente strutturato.

Un'ipotesi alternativa, sviluppabile a partire dalle ricerche di Carruthers sulla cognizione umana, è che i giochi astratti rispondano a un bisogno cognitivo specifico: il bisogno di **praticare il ragionamento ipotetico vincolato**. L'uomo è la specie biologica con la capacità di ragionamento ipotetico più sviluppata — la capacità di costruire modelli di situazioni controfattuali e di ragionare su di esse. Questa capacità è alla base della pianificazione, della previsione, della comprensione delle intenzioni altrui (teoria della mente). I giochi astratti sono *ambienti di esercizio* per questa capacità: forniscono uno spazio con regole esplicite, un obiettivo definito, un avversario le cui intenzioni devono essere modellate, e un sistema di feedback chiaro (vittoria/sconfitta) che permette l'apprendimento.

Formalmente, se si modella la capacità di ragionamento ipotetico come una funzione $f: S \times H \to D$ che mappa stati del mondo $s \in S$ e storie di interazione $h \in H$ in decisioni $d \in D$, i giochi astratti sono ambienti in cui questa funzione può essere esercitata in condizioni di massima purezza: nessun rumore ambientale, nessuna ambiguità delle regole, nessun bias di informazione. Sono, in questo senso, *laboratori cognitivi* che permettono lo sviluppo di f in condizioni controllate trasferibili poi ai contesti vitali complessi.

5.5.5 — Convergenza strutturale tra giochi indipendenti: l'universale formale

L'ipotesi più intrigante che emerge dall'archeologia dei giochi è quella della **convergenza strutturale**: giochi sviluppati indipendentemente in culture senza contatto hanno prodotto strutture formali notevolmente simili. Il *Mancala* — famiglia di giochi di semina diffusa in Africa subsahariana, Medio Oriente, e Asia meridionale — ha varianti attestate in tutte queste regioni che condividono la struttura di base (pietre distribuite in buche, mosse che spostano pietre da una buca all'altra) senza che ci sia evidenza di diffusione culturale uniforme. Il *Go-Moku* giapponese (cinque in fila) ha paralleli strutturali in giochi nordafricani e nelle varianti del Tris elevate. Il gioco dei mulini (*Nine Men's Morris*) è attestato nell'antico Egitto, nella Roma classica, nella Cina medievale, nell'Europa medievale.

Questa convergenza non è assoluta — ci sono differenze significative nella parametrizzazione concreta dei giochi convergenti. Ma la convergenza strutturale — stessa architettura di interazione, stessa logica fondamentale — suggerisce che certi tipi di struttura ludica siano *attractors*

nello spazio dei possibili giochi, verso i quali culture diverse convergono indipendentemente.

Cosa determina questi attractors? Una risposta parziale si trova nella teoria dei giochi combinatori: le strutture formali dei grandi giochi astratti non sono arbitrarie — sono strutture che hanno proprietà matematiche interessanti (profondità della ricerca, bilanciamento tra giocatori, ricchezza dello spazio posizionale) che li rendono più coinvolgenti e più educativi dal punto di vista cognitivo. Detto altrimenti, i giochi che *sopravvivono* sono quelli che si trovano in certi range di complessità — abbastanza complessi da essere interessanti, abbastanza semplici da essere appresi — e la convergenza cross-culturale è parzialmente selettiva: molti più giochi vengono inventati di quanti ne sopravvivono.

Ma questa spiegazione selettiva non è completa: alcuni giochi convergono non perché siano i più adattativi tra varianti molteplici, ma perché rispondono a strutture cognitive specifiche che producono soddisfazione — il che rinvia all'ipotesi che certi problemi strutturali (la costruzione di territorio, il controllo dei centri, la gestione dell'attacco e della difesa) siano problemi che la mente umana trova intrinsecamente interessanti, e che questa trovi interessante sia effetto di qualcosa di profondo nella sua architettura.

5.5.6 — Giochi inventati per sfidare le macchine: il caso Arimaa

Nel 2002, Omar Syed — un ingegnere informatico di formazione — progettò un gioco chiamato Arimaa con un obiettivo esplicito e dichiarato: essere difficile per i computer dell'epoca e facile per i bambini. Il gioco si gioca su una scacchiera di 8×8 caselle con pezzi di sei tipi (elefante, cammello, cavallo, gatto, coniglio, e un pezzo speciale), e l'obiettivo è

portare un coniglio a raggiungere la riga di base avversaria. La difficoltà per i computer era ingegnerizzata nel *branching factor* molto alto — ogni posizione ha in media circa 17.281 mosse legali, contro le circa 35 degli scacchi — e nella valutazione posizionale non-locale, che rendeva inefficaci le euristiche standard.

Syed offrì un premio di 10.000 dollari per il primo programma che avesse battuto un grandmaster di Arimaa. Il premio fu vinto nel 2015, tredici anni dopo l'introduzione del gioco — quando i progressi nel machine learning avevano reso irrilevante la distinzione originaria. Un anno dopo, AlphaGo batteva Lee Sedol. L'ironia della storia di Arimaa è che il gioco fu progettato per sfidare le macchine di una certa generazione, e quella generazione passò prima che la sfida fosse pienamente raccolta dalla successiva.

Ma la storia di Arimaa è filosoficamente più ricca della sua ironia storica. Syed aveva intuito qualcosa di giusto sulla natura della difficoltà per i computer: la difficoltà era legata al *branching factor* e alla valutazione posizionale olistica — due proprietà che i motori tradizionali gestivano male. Ciò che non aveva previsto era che il reinforcement learning avrebbe reso irrilevante la distinzione tra difficoltà per i computer e difficoltà per gli umani: un sistema che impara a valutare posizioni direttamente dall'esperienza non è vincolato dalle stesse euristiche dei programmi classici.

La progettazione di Arimaa costituisce quindi un esperimento naturale sulla struttura della difficoltà cognitiva. Syed stava, in effetti, ponendo la domanda: *cosa rende un gioco difficile per un tipo specifico di intelligenza?* La risposta che emerge confrontando la difficoltà di Arimaa per i motori classici con la facilità relativa per AlphaZero è che la difficoltà

non è una proprietà assoluta del gioco — è una proprietà relazionale che dipende dall'architettura dell'agente che gioca. Un gioco può essere facile per un agente e difficile per un altro, per ragioni che dipendono dall'architettura cognitiva di ciascuno, non dalla struttura formale del gioco.

Questa relativizzazione della difficoltà ha implicazioni profonde. Significa che la relazione tra difficoltà del gioco e struttura della mente è bidirezionale: i giochi ci rivelano qualcosa sull'architettura della mente — non solo della mente umana ma di qualunque tipo di mente che li giochi. Arimaa era un rivelatore della struttura dei motori classici; le partite di go rivelano la struttura di AlphaZero; i limiti degli umani al poker rivelano la struttura della cognizione emotiva. I giochi sono, in questo senso, strumenti di auto-conoscenza per qualunque tipo di agente li affronti.

5.5.7 — La reinvenzione come archeologia: Go e Scacchi nel presente

C'è un paradosso nel modo in cui go e scacchi esistono nel presente: sono giochi antichissimi che vengono continuamente reinventati. Non nel senso che le regole cambino — sono straordinariamente stabili — ma nel senso che ogni generazione di praticanti ridiscopre il gioco come se fosse nuovo, e ogni grande maestro apporta alla tradizione qualcosa che non c'era prima.

Nel go, questo processo è particolarmente visibile nella storia del *fuseki* — lo studio dell'apertura. Per secoli, le aperture del go professionistico sono state relativamente conservative: il *sanrensei* (tre stelle sulla stessa linea), il *nirensei* (due stelle), le varianti dell'angolo erano codificate in tradizioni che i professionisti acquisivano come corpus fisso.

Poi AlphaGo ha introdotto il *3-3 iniziale* — la posa della prima pietra al punto 3-3 dell'angolo invece del convenzionale 4-4 o 4-3 — come mossa potente in condizioni che la tradizione non aveva pienamente compreso. In pochi anni, il 3-3 iniziale è diventato una delle aperture più giocate nel go professionistico umano. AlphaGo ha, in questo senso, *reinventato* parte del go — non cambiando le regole, ma scoprendo possibilità che la tradizione aveva trascurato per secoli.

Questo processo di reinvenzione attraverso la scoperta è la forma in cui i grandi giochi rinnovano se stessi senza cambiare struttura. La profondità dello spazio posizionale — lo spazio di partite possibili di go è dell'ordine di 10^{170}, vastamente superiore al numero di atomi nell'universo osservabile — garantisce che nessuna generazione di praticanti esaurisca il gioco. Ogni generazione gioca in uno spazio posizionale parzialmente diverso: non perché le regole cambino, ma perché la comprensione collettiva di dove si trovino le posizioni interessanti si evolve.

I giochi perduti che l'archeologia incontra — il Ludus latrunculorum, le varianti del Chaturanga medievale, i giochi mesopotamici senza nome — non erano necessariamente meno profondi strutturalmente. Potevano avere spazi posizionali ricchi e strutture di interazione interessanti che non furono mai pienamente esplorate, perché la tradizione si interruppe prima che la comprensione collettiva raggiungesse la profondità necessaria per rivelarle. La perdita è quindi doppia: si perde la struttura formale del gioco e si perde il lavoro cognitivo potenziale — le scoperte che sarebbero state fatte se la tradizione fosse continuata.

5.5.8 — Verso un'antropologia formale del gioco astratto

La rassegna di questo capitolo suggerisce i lineamenti di un'antropologia formale dei giochi astratti — non un'antropologia empirica che cataloga i giochi nelle loro particolarità culturali, ma una teoria delle strutture universali che emergono attraverso le particolarità.

La prima struttura universale è la **binarizzazione dell'opposizione**: quasi tutti i grandi giochi astratti sono giochi a due, o riducibili a uno schema fondamentalmente duale. Anche il Chaturanga, che era per quattro giocatori, era strutturato come un'opposizione di coppie; il Mancala è spesso pensato come interazione a due player. La dualità sembra rispondere alla struttura cognitiva fondamentale della teoria della mente — l'attribuzione di intenzionalità a un singolo agente antagonista — in modo che giochi con tre o più agenti indipendenti producono una complessità strategica qualitativamente diversa e meno accessibile alle intuizioni umane.

La seconda struttura universale è la **gradazione del materiale**: i giochi astratti che sopravvivono tendono ad avere pezzi di valore differente — non perché sia necessario formalmente, ma perché la gerarchia del materiale crea strutture di scambio che aumentano la ricchezza tattica senza aumentare la complessità di apprendimento. Il go è apparentemente un'eccezione — tutte le pietre sono uguali — ma la differenza di valore emerge *funzionalmente* dalla posizione: una pietra vitale in un gruppo importante vale incomparabilmente più di una pietra isolata, e i maestri valutano questa differenza in modo quantitativamente sofisticato.

La terza struttura universale è la **finitezza garantita**: i grandi giochi hanno meccanismi che garantiscono la terminazione — il matto negli scacchi, la fine del piazzamento delle pietre nel go, il raggiungimento della riga di base in Arimaa. Giochi che non hanno meccanismi di terminazione

garantita tendono a degenerare in situazioni di stallo che riducono il coinvolgimento. Questa finitezza è una proprietà necessaria affinché il gioco abbia la struttura narrativa che lo rende culturalmente significativo: inizio, sviluppo, fine.

Queste strutture universali non sono convenzioni arbitrarie — sono soluzioni convergenti a un problema di progettazione cognitiva: come costruire un ambiente di interazione che sia abbastanza ricco da essere indefinitamente interessante, abbastanza strutturato da essere apprendibile, abbastanza determinato da produrre una narrativa conclusa. I giochi astratti che le soddisfano sopravvivono e si propagano; quelli che le violano tendono a estinguersi o a rimanere locali.

Questa analisi riporta alla domanda con cui si è aperto il capitolo: cosa si perde quando un gioco scompare? Si perde non solo una pratica culturale ma un'istanza di quelle strutture universali, adattata a un contesto cognitivo e culturale specifico. Si perde la forma particolare in cui quella comunità aveva risolto il problema del gioco astratto — la parametrizzazione concreta che aveva prodotto, e la comprensione collettiva che si era accumulata nel tempo. È una perdita irrecuperabile: non perché non si possa reinventare un gioco formalmente simile, ma perché non si può recuperare il lavoro cognitivo — le scoperte, le tradizioni di analisi, i problemi risolti e irrisolti — che quella tradizione aveva accumulato. Ogni gioco perduto è una biblioteca bruciata.

Raccordo V→VI

Il percorso del Blocco V ha mostrato che i giochi non sono soltanto strumenti cognitivi o laboratori computazionali: sono pratiche culturali

con una struttura simbolica propria, irriducibile alla loro formalizzazione matematica. Il rituale della partita, la trasmissione estetica da maestro ad allievo, il lutto per i joseki che AlphaGo ha invalidato, la ricerca collettiva di un linguaggio del go che non sia quello delle reti neurali — tutto questo appartiene a una dimensione del gioco che la funzione di valore di AlphaZero non cattura e non può catturare. Questa irriducibilità non è un'anomalia da spiegare via: è la premessa necessaria della tesi del Blocco VI. Se il significato del go fosse interamente contenuto nell'ottimizzazione posizionale, la teoria cognitiva già disponibile sarebbe sufficiente e non ci sarebbe bisogno di introdurre una categoria nuova. È precisamente perché il significato è culturalmente strutturato — incarnato in rituali, sedimentato in tradizioni estetiche, articolato in narrazioni di eccellenza che trascendono la prestazione pura — che la navigazione di significato acquista forza esplicativa: descrive qualcosa che l'ottimizzazione non produce, anche quando la supera in ogni parametro misurabile.

Verso una teoria unificata

Capitolo 6.1 — I giochi come microscopio della cognizione: una storia delle proiezioni

6.1.1 — La metafora del microscopio

Nel 1683, Antonie van Leeuwenhoek esaminò per la prima volta con il suo microscopio a lente singola una goccia d'acqua stagnante e vi trovò quello

che chiamò *animalcula* — i protozoi che nessun occhio umano aveva mai visto prima. La scoperta non fu solo un ampliamento della conoscenza: fu una rivelazione della struttura della realtà che aveva sempre esistito ma era rimasta invisibile per mancanza di strumenti adeguati. Il microscopio non creò i protozoi — li rese visibili.

La tesi che questo capitolo difende è che i grandi giochi astratti abbiano funzionato nella storia intellettuale umana come microscopi della cognizione: non come oggetti di studio passivi, ma come strumenti che hanno *reso visibile* la struttura della mente — rivelandone proprietà che erano sempre state presenti ma che nessun altro metodo aveva portato alla luce con la stessa nitidezza. Ogni grande rottura nella comprensione della mente — da Turing a Shannon, da de Groot a Kahneman, da Deep Blue ad AlphaGo — è passata, in modo non incidentale, attraverso i giochi.

Ma la metafora del microscopio ha una limitazione che deve essere resa esplicita fin dall'inizio. Un microscopio mostra ciò che c'è — con distorsioni legate alla tecnica di preparazione del campione, all'optica della lente, alla colorazione usata, ma tendenzialmente *rivelatore* piuttosto che *costruttore* dell'oggetto. I giochi, invece, non si limitano a rivelare la struttura della mente: la **proiettano** su di essi. Ogni era ha usato i giochi per vedere nella mente ciò che già credeva di trovarvi — e ha costruito i giochi, li ha analizzati, li ha interpretati in modo tale da confermare la propria teoria. Il microscopio è anche uno specchio.

Questo doppio movimento — rivelazione e proiezione — è il filo conduttore di questo capitolo.

6.1.2 — Shannon e il programma scacchistico come teoria della mente razionale

Il 1950 è l'anno della pubblicazione di «Programming a Computer for Playing Chess» di Claude Shannon — un articolo di quindici pagine che definisce l'architettura fondamentale dei programmi scacchistici per i successivi cinquant'anni. Shannon non aveva un computer abbastanza potente da realizzare il suo programma — l'articolo è puramente teorico. Ma la teoria è tanto illuminante per ciò che assume quanto per ciò che propone.

Shannon parte da una premessa non dichiarata ma fondamentale: il gioco degli scacchi è *il* dominio paradigmatico della razionalità — «considerato come richiedente pensiero per giocare bene», come scrive nella prima pagina. Gli scacchi sono il banco di prova dell'intelligenza per eccellenza: se si riesce a far giocare bene un computer a scacchi, si avrà dimostrato che i computer possono pensare — o almeno fare ciò che si era sempre creduto richiedesse il pensiero.

L'architettura che Shannon propone — funzione di valutazione delle posizioni, albero di ricerca, potatura alpha-beta — è una teoria implicita della mente razionale. Il modo in cui un programma scacchistico funziona secondo Shannon è: genera varianti possibili (l'albero), valuta le foglie (la funzione), seleziona la mossa che massimizza il valore (il minimax). Questo è esattamente il modo in cui la psicologia cognitiva behaviorista e poi la psicologia cognitiva classica degli anni '60 concepiva il decision-making razionale: l'agente genera opzioni, le valuta, seleziona l'ottimale.

Il programma scacchistico di Shannon non è solo un programma — è una teoria psicologica espressa in linguaggio computazionale. E quando de Groot, negli stessi anni, studia empiricamente i processi cognitivi dei maestri di scacchi — e trova che i maestri *non* generano molte più varianti

dei principianti, ma le generano meglio — sta di fatto falsificando la teoria implicita di Shannon: i maestri non funzionano come alberi di ricerca estesi, ma come riconoscitori di pattern con una funzione di valutazione straordinariamente sofisticata.

La rivelazione che i giochi producono qui è questa: costringono la teoria della mente razionale a fare previsioni concrete su come gli agenti cognitivi si comportano in situazioni definite, e quelle previsioni possono essere verificate empiricamente. I giochi sono, in questo senso, microscopi che rendono visibili le implicazioni delle teorie cognitive astratte.

6.1.3 — De Groot e il chunking: la mente come riconoscitore di struttura

Adriaan de Groot pubblicò *Het denken van den schaker* nel 1946 — un'opera che rimane tra i contributi più importanti della psicologia cognitiva sperimentale del ventesimo secolo. La domanda di de Groot era semplice nella formulazione e profonda nelle implicazioni: *cosa fanno i grandmaster di scacchi che i giocatori mediocri non fanno?* La risposta attesa — generano più varianti, calcolano più a fondo — fu smentita dai dati. I grandmaster calcolano in media meno varianti dei giocatori mediocri, non di più. Quello che fanno è generare le varianti *giuste*, quelle che contengono la mossa migliore con una probabilità molto più alta.

Come? La risposta di de Groot — poi raffinata da Chase e Simon nel 1973 con gli esperimenti sul *chunking* — è che i grandmaster *vedono* la scacchiera diversamente: percepiscono posizioni come unità di significato (*chunks*) invece di insiemi di pezzi. Mostrano loro una posizione per cinque secondi e la coprono: i grandmaster la ricostruiscono quasi perfettamente; i principianti no. Ma se si mostrano loro posizioni casuali

— pezzi disposti a caso, non da partite reali — la differenza scompare. I grandmaster non hanno una memoria visiva superiore: hanno una memoria *strutturale* superiore, organizzata per pattern di significato.

Il risultato di de Groot e Chase-Simon è una rivelazione sulla struttura dell'expertise umana in generale — non solo negli scacchi. L'expertise non è quantità di elaborazione ma qualità della percezione: l'esperto vede il problema in unità che il novizio non può ancora vedere, perché quelle unità sono state costruite attraverso migliaia di ore di pratica che hanno depositato nel sistema cognitivo strutture di riconoscimento progressivamente più astratte.

Questo risultato è una scoperta genuina sulla struttura della mente — ma è anche, parzialmente, una proiezione. De Groot studiava i processi cognitivi dei giocatori di scacchi in un'epoca in cui la psicologia cognitiva era dominata dalla metafora del computer — l'idea che la mente funzionasse come un sistema di elaborazione dell'informazione con input, elaborazione, output. I suoi risultati vengono interpretati in questi termini: il *chunk* è un'unità di elaborazione, la memoria è un sistema di stoccaggio, il riconoscimento di pattern è un processo computazionale. Non c'è ragione di credere che de Groot abbia distorto i dati — ma la cornice interpretativa era già presente prima dell'osservazione.

6.1.4 — GOFAI e gli scacchi come dimostrazione dell'approccio simbolico

Negli anni '60 e '70, i programmi scacchistici furono il laboratorio principale dell'intelligenza artificiale simbolica — il *Good Old-Fashioned AI* (GOFAI) nella formula di Haugeland. L'assunzione fondamentale del GOFAI è che l'intelligenza sia manipolazione di simboli secondo regole

esplicite: la mente è, fondamentalmente, un sistema formale. Gli scacchi sembravano il dominio ideale per dimostrare questa tesi: le regole sono esplicite, la valutazione è quantificabile, la struttura è formale.

Il programma di Herbert Simon e Allen Newell — il *Logic Theorist* e poi il *General Problem Solver* — era esplicitamente costruito come teoria psicologica: il modo in cui il programma risolve problemi è, secondo Simon e Newell, il modo in cui gli umani risolvono problemi. I protocolli verbali dei soggetti che risolvevano problemi di scacchi e di matematica venivano confrontati con i trace dei programmi per verificare la corrispondenza. I giochi erano al tempo stesso il banco di prova e la conferma della teoria.

Il GOFAI proiettava sui giochi la sua concezione della mente come sistema formale — e trovava nei giochi la conferma che cercava, perché i giochi *sono* sistemi formali, e i programmi che li giocano *sono* sistemi di manipolazione simbolica. La circolarità è sottile ma reale: si usano i giochi per dimostrare che la mente funziona come un sistema formale, ma i giochi sono già sistemi formali, e quindi la dimostrazione non è indipendente dall'assunzione.

La critica di Dreyfus — articolata in *What Computers Can't Do* (1972) e diretta esplicitamente contro il GOFAI e la sua enfasi sui giochi — metteva a fuoco questa circolarità. Dreyfus sosteneva che i giochi fossero stati scelti come banco di prova del GOFAI proprio perché erano compatibili con l'approccio simbolico: avevano regole esplicite, stati definiti, obiettivi chiari. Trasferire le conclusioni raggiunte nei giochi all'intelligenza umana in generale era un *non sequitur*: la mente umana opera prevalentemente in domini senza regole esplicite, con stati ambigui, con obiettivi che si modificano nel processo di perseguimento.

6.1.5 — Deep Blue e la crisi della rilevanza psicologica

La vittoria di Deep Blue su Kasparov nel 1997 — la prima vittoria di un computer sul campione del mondo in carica in condizioni di torneo regolare — fu interpretata come conferma del GOFAI. Un sistema di manipolazione simbolica, basato su euristiche costruite da grandmaster e su una ricerca bruta di 200 milioni di posizioni al secondo, aveva battuto il miglior giocatore umano. La mente umana era stata superata dalla macchina.

Ma la lettura di questa vittoria come conferma del GOFAI era, ancora una volta, una proiezione. Deep Blue non ragionava come Kasparov — valutava 200 milioni di posizioni al secondo mentre Kasparov ne valutava forse tre o cinque. Deep Blue non era una teoria psicologica del giocatore umano — era un sistema di ottimizzazione bruta che usava euristiche umane come funzione di valutazione ma le applicava in un modo radicalmente non-umano. La vittoria di Deep Blue non dimostrava che la mente umana fosse un sistema di ottimizzazione bruta — dimostrava che l'ottimizzazione bruta era sufficiente a battere la mente umana nel dominio degli scacchi.

La distinzione è filosoficamente cruciale. Kasparov stesso, commentando la partita, disse di aver avvertito in alcune mosse di Deep Blue «una mano diversa» — quasi una presenza, una creatività non prevista dalle euristiche note. Fu poi stabilito che quelle mosse erano probabilmente il risultato di bug nel sistema di valutazione — mosse casuali che sembravano creative perché si collocavano fuori dalla distribuzione attesa. L'antropomorfizzazione di Deep Blue era un effetto

dell'incapacità di Kasparov di distinguere tra complessità generata da intelligenza e complessità generata da rumore computazionale.

Questa incapacità non è un difetto di Kasparov — è una proprietà sistematica della mente umana, documentata dalla psicologia evolutiva: la mente umana è configurata per attribuire intenzionalità agli agenti che producono comportamenti complessi. È una configurazione evolutivamente utile — nel mondo naturale, i comportamenti complessi sono quasi sempre prodotti da agenti intenzionali — ma produce sistematicamente falsi positivi quando il comportamento complesso ha un'origine non-intenzionale. I giochi, ancora una volta, rendono visibile questa proprietà della mente: la mettono in condizioni in cui produce i suoi effetti in modo netto e analizzabile.

6.1.6 — Il connessionismo e AlphaGo: una nuova proiezione

Quando AlphaGo batté Lee Sedol nel 2016, la comunità scientifica interpretò la vittoria attraverso la lente del connessionismo — la teoria che l'intelligenza emerga da reti di unità semplici con connessioni pesate, senza manipolazione esplicita di simboli. AlphaGo era una rete neurale profonda addestrata attraverso reinforcement learning — il suo successo era interpretato come conferma che l'intelligenza non richiedesse rappresentazioni esplicite né regole codificate, ma potesse emergere dall'apprendimento su grandi quantità di dati.

Il pattern è lo stesso di Shannon e del GOFAI: il gioco — questa volta il go — diventa il banco di prova e la conferma della teoria dominante. Il go era stato scelto come banco di prova *perché* era considerato inattaccabile dall'approccio bruto dei programmi scacchistici: il branching factor era troppo alto, la valutazione posizionale troppo olistica, l'*aji* troppo

non-locale per essere catturato da euristiche esplicite. La vittoria di AlphaGo su questo terreno sembrò dimostrare che il connessionismo superava esattamente le limitazioni del GOFAI.

Ma anche qui c'è una proiezione. Il connessionismo sostiene che la cognizione emerga da reti di unità semplici — e AlphaGo è una rete di questo tipo. Ma AlphaGo non ha emozioni, non ha motivazione, non ha un corpo, non ha una storia personale — proprietà che il connessionismo cognitivo (Rumelhart, McClelland) considera rilevanti per una teoria completa della cognizione. AlphaGo è un test del connessionismo come teoria dell'ottimizzazione, non come teoria della cognizione nel suo complesso. Il trasferimento delle conclusioni dall'ottimizzazione alla cognizione è, ancora una volta, non ovvio.

6.1.7 — Kahneman e la dualità del giudizio: i giochi come banco di prova del Sistema 1 e Sistema 2

La distinzione di Kahneman tra Sistema 1 (veloce, intuitivo, automatico) e Sistema 2 (lento, deliberato, controllato) — articolata in *Thinking, Fast and Slow* (2011) e basata su decenni di ricerca con Amos Tversky — trova nei giochi uno dei suoi banchi di prova più nitidi. I giochi astratti a due giocatori richiedono entrambi i sistemi: l'intuizione posizionale (Sistema 1) che orienta la ricerca verso le varianti promettenti, e il calcolo esplicito (Sistema 2) che verifica le varianti e sceglie la mossa.

La distinzione empirica tra i due sistemi nei giochi è stata documentata in modo convincente. I grandmaster di scacchi, in posizioni tatticamente acute, attivano prevalentemente il Sistema 2 — calcolano varianti esplicitamente, lentamente, con attenzione. In posizioni strategicamente complesse ma tatticamente tranquille, attivano

prevalentemente il Sistema 1 — la mossa «appare» con una qualità di ovvietà che non richiede calcolo esplicito. L'errore del grandmaster — il *blunder* — è spesso il risultato di un'attivazione inappropriata del Sistema 1 in posizioni che richiedevano Sistema 2: una mossa «sbagliata ma ovvia» che bypassa la verifica esplicita.

Questa analisi rivela qualcosa di autentico sulla struttura duale della cognizione — ma anche qui c'è una proiezione. La distinzione Sistema 1 / Sistema 2 è una distinzione *descrittiva*, non meccanicistica: non specifica i meccanismi neurali che realizzano i due sistemi, né come interagiscano. Quando si dice che un grandmaster attiva il Sistema 1, si dice che il suo comportamento ha le caratteristiche del Sistema 1 (velocità, assenza di verbalizzazione, impressione di ovvietà) — non che ci sia un meccanismo distinto che produce questo comportamento. I giochi rendono la distinzione visibile, ma non la fondano meccanicamente.

Formalmente, se si rappresenta la funzione di scelta di una mossa come $m^* = argmax_{m \in M(s)} Q(s, m)$, dove $Q(s, m)$ è il valore atteso della mossa m nello stato s, la distinzione Sistema 1 / Sistema 2 corrisponde approssimativamente alla distinzione tra Q approssimato attraverso il riconoscimento di pattern (Sistema 1) e Q calcolato attraverso la ricerca esplicita nell'albero (Sistema 2). Il grandmaster usa il Sistema 1 per generare un insieme ristretto di m candidate — riducendo $|M(s)|$ da centinaia di mosse legali a tre o quattro candidate — e il Sistema 2 per valutare quelle candidate in dettaglio. Il novizio usa il Sistema 2 per generare e valutare un insieme più ampio e meno selettivo di candidate, con minore efficienza complessiva.

6.1.8 — Il pattern come rivelazione: cosa i giochi hanno genuinamente scoperto sulla mente

Attraverso la storia della psicologia cognitiva e dell'intelligenza artificiale, i giochi hanno prodotto scoperte genuine sulla struttura della mente — scoperte che, pur essendo state interpretate attraverso le lenti teoriche delle epoche in cui furono fatte, resistono a una revisione critica.

La prima scoperta genuina è la **qualitative superiority dell'expertise**: i grandmaster non sono più veloci dei principianti — sono più efficienti nella direzione della ricerca. L'expertise cognitiva non è quantità ma qualità della percezione. Questa scoperta — che emerge in modo nitido dagli esperimenti di de Groot — ha resistito a decenni di revisione ed è considerata uno dei risultati più solidi della psicologia cognitiva.

La seconda scoperta genuina è la **dipendenza dalla struttura del dominio**: la memoria dei grandmaster di scacchi è superiore a quella dei principianti *solo per posizioni reali*, non per posizioni casuali. Questo mostra che la cognizione esperta è irriducibilmente *domain-specific* — le strutture di riconoscimento costruite in un dominio non si trasferiscono automaticamente ad altri. La generalizzazione cross-dominio dell'expertise richiede un lavoro specifico che non è garantito.

La terza scoperta genuina è la **non-linearità del valore dell'informazione**: nel go e negli scacchi, l'informazione posizionale non ha valore uniforme — alcune informazioni (lo stato del centro nel go, la struttura dei pedoni negli scacchi) sono di primo ordine; altre (la posizione esatta di un pezzo in un endgame semplice) sono irrilevanti. Questo rispecchia una proprietà generale della cognizione esperta: gli esperti filtrano l'informazione non-pertinente in modo più efficace dei novizi, e

questa capacità di filtro è parte dell'expertise tanto quanto la capacità di utilizzare l'informazione pertinente.

La quarta scoperta genuina è la **fragilità dell'intuizione sotto pressione**: il *blunder* del grandmaster — la mossa brutalmente sbagliata in una posizione complessa dopo lungo tempo — è un fenomeno documentato che non si spiega con la stanchezza o la distrazione ordinaria. Riflette qualcosa di sistematico sulla struttura del sistema cognitivo sotto carico: quando le risorse del Sistema 2 sono esaurite dalla lunghezza del calcolo, il Sistema 1 prende il controllo in modo inappropriato. I giochi rendono questo fenomeno visibile in condizioni controllate.

6.1.9 — Oltre la proiezione: i giochi come rivelatori autonomi

La tensione tra rivelazione e proiezione che attraversa la storia dell'uso dei giochi come microscopi della cognizione non si risolve eliminando uno dei poli. I giochi *sono* sia rivelatori di strutture reali della mente sia superfici su cui le teorie dominanti proiettano le proprie aspettative. La questione metodologica è come distinguere, caso per caso, tra le due funzioni — tra ciò che i giochi rivelano genuinamente e ciò che vi si proietta.

Un criterio possibile è quello della **sorpresa teorica**: le scoperte prodotte dai giochi che hanno genuinamente avanzato la comprensione della mente sono tipicamente sorprese — contraddicono le previsioni della teoria dominante, rivelano strutture che la teoria non aveva anticipato. De Groot trova che i grandmaster calcolano *meno* varianti, non più — il contrario di ciò che la teoria della mente razionale avrebbe previsto. Questo è il segno di una rivelazione autentica.

Al contrario, le conferme attese — i programmi scacchistici che «dimostrano» che la mente è un sistema di manipolazione simbolica, AlphaGo che «dimostra» che il connessionismo supera il GOFAI — hanno la struttura di proiezioni più che di rivelazioni: si trovano i giochi a confermare ciò che si credeva prima di studiarli, perché si sono costruiti i giochi e si sono interpretati i risultati in modo da produrre quella conferma.

La distinzione non è sempre netta — alcune scoperte sono parzialmente rivelazioni e parzialmente proiezioni. Ma il criterio della sorpresa teorica permette di orientarsi: dove la teoria predice un risultato e ottiene il contrario, c'è ragione di credere che il gioco stia rivelando qualcosa di reale. Dove la teoria predice un risultato e lo ottiene, c'è ragione di procedere con cautela prima di concludere che il gioco stia confermando la teoria piuttosto che riflettendola.

I giochi come microscopi della cognizione sono quindi strumenti potenti ma non neutri. Come i microscopi ottici, producono immagini che dipendono dall'ottica dello strumento e dalla preparazione del campione. La consapevolezza di questa dipendenza non invalida le rivelazioni — le mette nella giusta prospettiva epistemica: risultati da interpretare criticamente, non fatti da accettare acriticamente. Ed è precisamente questa prospettiva critica che permette di usare i giochi come microscopi in modo genuinamente scientifico, piuttosto che come specchi in cui vedere confermata l'immagine che già si aveva della mente.

Capitolo 6.2 — Il problema difficile applicato ai giochi: coscienza, esperienza e il limite della spiegazione funzionale

6.2.1 — La distinzione di Chalmers e la sua rilevanza per i giochi

Nel 1995, David Chalmers pubblicò «Facing Up to the Problem of Consciousness» — l'articolo che introdusse nella filosofia della mente la distinzione tra il «problema facile» e il «problema difficile» della coscienza. Il problema facile riguarda le funzioni cognitive: spiegare come il cervello elabora l'informazione, integra i segnali sensoriali, produce report verbali, regola il comportamento. Il problema difficile riguarda l'esperienza soggettiva: spiegare *perché* queste funzioni siano accompagnate da un'esperienza qualitativa — perché ci sia qualcosa che *è come* vedere il rosso, sentire il dolore, gustare il vino.

La distinzione di Chalmers è controversa nella filosofia della mente: i funzionalisti sostengono che il problema difficile sia un pseudo-problema, che una spiegazione completa delle funzioni cognitive costituirebbe ipso facto una spiegazione dell'esperienza soggettiva. I dualisti delle proprietà, con Chalmers, sostengono che la spiegazione funzionale lasci irriducibilmente aperta la questione dell'esperienza. Non è necessario risolvere questa controversia per applicare la distinzione ai giochi in modo produttivo — è sufficiente usarla come strumento analitico per distinguere due livelli di spiegazione.

Il problema facile del gioco è: spiegare come un agente produce mosse ottimali in un gioco da tavolo astratto. Il problema difficile del gioco è: spiegare *cosa significa giocare* — cosa *è come* essere un grandmaster in una

posizione critica, cosa *è come* vedere una combinazione per la prima volta, cosa *è come* perdere una partita decisiva dopo ore di calcolo. AlphaZero ha risolto il problema facile del go e degli scacchi in modo straordinario — forse definitivo. Il problema difficile rimane intatto.

Questo capitolo esplora cosa si guadagna dall'applicazione della distinzione di Chalmers ai giochi — e cosa rivela sulla natura dell'esperienza soggettiva in generale.

6.2.2 — Il problema facile del gioco: performance e ottimizzazione

Il problema facile del gioco è, nella sua forma più generale, un problema di ottimizzazione sotto vincoli. Un agente si trova in uno stato $s \in S$, dispone di un insieme di azioni legali $A(s)$, e deve selezionare l'azione $a^* \in A(s)$ che massimizza il valore atteso della posizione risultante secondo una funzione di valore $V: S \to R$:

$$a^* = arg \max_{a \in A(s)} E_{s' \sim T(s,a)}[V(s')]$$

dove $T(s, a)$ è la distribuzione sugli stati successori dopo l'azione a nello stato s (per giochi deterministici, T è degenere: $s' = f(s, a)$ con probabilità 1).

AlphaZero risolve questo problema attraverso una combinazione di reti neurali profonde — una rete di politica $\pi_\theta(a|s)$ che produce una distribuzione sulle mosse, e una rete di valore $v_\theta(s)$ che stima il valore della posizione — e Monte Carlo Tree Search, che usa queste reti per guidare una ricerca selettiva nell'albero del gioco. Il sistema ottimizza i parametri θ attraverso reinforcement learning auto-play: gioca contro se

stesso, aggiorna i parametri in base ai risultati, converge a una politica che è empiricamente superiore a qualunque altra politica nota.

Il problema facile è, in questo senso, risolto — nel go, negli scacchi, nello shogi. Il che significa che la componente *funzionale* del gioco — la produzione di mosse ottimali — è spiegata in modo completo da questo framework. Non c'è nessun aspetto della performance di AlphaZero che richieda di invocare concetti che vanno al di là dell'ottimizzazione: non c'è creatività irriducibile, non c'è intuizione in senso non-computazionale, non c'è comprensione nel senso di Searle che non possa essere ricondotta alla struttura della rete e del processo di apprendimento.

Questa soluzione del problema facile è scientificamente e tecnicamente straordinaria. Ma lascia completamente aperto il problema difficile.

6.2.3 — Il problema difficile del gioco: la fenomenologia dell'esperienza ludica

Cosa *è come* giocare una partita di go ad alto livello? La domanda non riguarda la performance — non chiede *come* il giocatore produce le sue mosse, ma *cosa accade* nell'esperienza soggettiva del giocatore durante la produzione di quelle mosse. È una domanda su *qualia* — sull'aspetto qualitativo dell'esperienza, sulla sua dimensione fenomenologica irriducibile alla descrizione funzionale.

I grandmaster di go e di scacchi descrivono la loro esperienza in termini che resistono alla traduzione funzionale. Garry Kasparov, in *Deep Thinking* (2017), descrive i momenti di insight durante le partite come esperienze di repentina illuminazione — la combinazione che «appare»

tutta intera, non come risultato di un calcolo esplicito ma come visione improvvisa di una struttura che prima era nascosta. Il termine che usa — *seeing* — ha una dimensione fenomenologica precisa: non è «calcolare» o «inferire», è *vedere*, con tutto ciò che il termine implica di direttezza e di presentazione immediata.

I maestri di go usano il termine giapponese *yomi* — che significa letteralmente «lettura» ma ha connotazioni di visione interiore, di penetrazione — per descrivere la capacità di vedere le conseguenze di una sequenza di mosse senza calcolarle esplicitamente passo per passo. Il *yomi* profondo è descritto come uno stato cognitivo particolare, con una qualità sensoriale specifica: una sensazione di «abitare» la posizione futura, di muoversi in essa come in uno spazio reale. Il matematico e giocatore di go Elwyn Berlekamp — uno dei fondatori della teoria dei giochi combinatori — descriveva le posizioni di go come aventi una «qualità tattile», una resistenza che si percepisce quando si cerca di forzare una sequenza che non funziona.

Queste descrizioni non sono metafore retoriche — o almeno, non solo. Sono tentativi di articolare un'esperienza soggettiva che ha proprietà qualitative specifiche, che differisce qualitativamente tra stati diversi (calcolo vs. intuizione, posizione facile vs. posizione difficile), e che ha correlati neurologici documentati (diversi pattern di attivazione per i due sistemi, diversa modulazione dell'attenzione). L'esperienza del *yomi* profondo *è* qualcosa — ha una fenomenologia — e questa fenomenologia non è catturata dalla descrizione funzionale della produzione di mosse ottimali.

6.2.4 — Il paradosso dell'insight: sorpresa e necessità nell'esperienza soggettiva

Uno dei fenomeni fenomenologicamente più interessanti nell'esperienza dei giocatori di alto livello è l'*insight* combinatorio — il momento in cui una combinazione o una sequenza di mosse «appare» all'improvviso, con la qualità caratteristica dell'esperienza *aha*. Questo fenomeno è stato studiato in psicologia cognitiva (Metcalfe e Wiebe, 1987; Ohlsson, 1992) e ha proprietà che lo distinguono nettamente dalla soluzione per analisi graduale.

La caratteristica più rilevante dell'insight è la sua **discontinuità temporale**: la soluzione non emerge gradualmente attraverso l'analisi, ma appare all'improvviso, spesso dopo un periodo di incubazione in cui il problema era stato abbandonato. I soggetti in esperimenti di insight non riescono a predire il momento in cui arriverà la soluzione — anzi, i metacognitive judgments prima dell'insight sono sistematicamente pessimistici (si è «lontani» dalla soluzione), e poi la soluzione arriva improvvisamente.

La seconda caratteristica è la **qualità della certezza** che accompagna l'insight: la soluzione appare con una sensazione di necessità e di correttezza che non richiede verifica. Il giocatore che vede una combinazione per la prima volta non ha bisogno di calcolarla fino in fondo per sapere che funziona — la vede come una struttura unitaria che ha la qualità della necessità. Questa certezza è, la maggior parte delle volte, corretta — ma non è infallibile, come dimostrano i casi di falso insight in cui la combinazione apparentemente necessaria viene poi confutata dall'analisi.

Il paradosso dell'insight è che combina sorpresa e necessità: la combinazione è sorprendente prima di essere vista, e necessaria dopo. Questo pattern — sorpresa che si risolve in necessità — è la struttura dell'esperienza estetica secondo Kant (*Critica della Facoltà di Giudizio*, §49): il bello è ciò che sorprende ma poi sembra necessario, ciò che produce un piacere che non si aspettava ma che, una volta provato, sembra inevitabile. L'insight combinatorio ha, in questo senso, la struttura dell'esperienza estetica — è la bellezza vissuta dall'interno, non osservata dall'esterno.

AlphaZero non ha insight. Seleziona la mossa ottimale attraverso un processo che non ha discontinuità temporale, non ha qualità di certezza fenomenologica, non ha la struttura sorpresa-necessità dell'esperienza estetica. Il sistema non *vede* la combinazione — la *calcola*, in un senso che è radicalmente diverso dall'esperienza del vedere anche se produce lo stesso output. Il problema difficile del gioco è, in parte, la domanda su cosa aggiunge il *vedere* al *calcolare* — e se questa aggiunta sia irriducibile.

6.2.5 — La dimensione temporale dell'esperienza: attesa, tensione, risoluzione

L'esperienza soggettiva di una partita di go o di scacchi ad alto livello ha una struttura temporale specifica che la distingue dall'esperienza di risolvere un problema matematico o di eseguire un calcolo. Una partita dura ore — fino a dieci ore nel caso di partite professionali di go con lunghi time controls — e durante questo tempo l'esperienza del giocatore attraversa fasi qualitativamente diverse che non sono riducibili alla somma delle decisioni prese in ciascun momento.

La fase dell'**apertura** ha una qualità di posizionamento e di dichiarazione: si scelgono i piani generali, si stabilisce il territorio iniziale,

si segnala all'avversario il proprio approccio strategico. L'esperienza in questa fase è relativamente rilassata, dominata dal Sistema 1 — le mosse vengono in modo quasi automatico, il sistema di riconoscimento di pattern attiva le risposte senza che sia necessario un calcolo dettagliato.

La fase del **middlegame** ha una qualità di escalation progressiva: la complessità aumenta, le minacce si moltiplicano, le sequenze diventano più lunghe e più difficili da calcolare. L'esperienza in questa fase è tipicamente dominata dalla tensione — una qualità affettiva specifica che i giocatori descrivono come sensazione fisica di pressione, di urgenza, di contrazione dell'attenzione intorno alla posizione critica. La tensione non è solo una metafora: ha correlati fisiologici (aumento della frequenza cardiaca, tensione muscolare, restrizione della respirazione) che sono stati misurati durante le partite.

La fase critica — il **momento della decisione** in una posizione dove si deve scegliere tra opzioni con conseguenze molto diverse — ha una qualità qualitativamente distinta: un'acutizzazione dell'attenzione, una restrizione del campo cognitivo intorno alle varianti rilevanti, e spesso una qualità di «peso» della decisione — la consapevolezza che da questa mossa dipende la partita. Questa qualità di peso è indipendente dall'importanza oggettiva della partita: si manifesta anche in partite amichevoli, anche in posizioni dove in retrospettiva la scelta era ovvia.

La **risoluzione** — il momento in cui si vede che la partita è vinta o persa in modo ineluttabile — ha una qualità di dénoument narrativo: una caduta della tensione, un cambiamento del registro cognitivo, un'uscita dallo stato di concentrazione intensa. I giocatori descrivono spesso una qualità di liberazione quando vedono che hanno vinto, e di sgomento quando vedono che hanno perso — risposte affettive che non sono

proporzionate alle conseguenze pratiche della partita ma alla sua importanza come narrazione chiusa.

Questa struttura temporale dell'esperienza — apertura, escalation, crisi, risoluzione — non è catturata dalla descrizione funzionale della sequenza di mosse. AlphaZero non ha una fase di apertura qualitativamente diversa dal middlegame — ha una distribuzione di risorse computazionali che può variare tra fasi diverse del gioco, ma non ha un'esperienza *di* quelle fasi. Il problema difficile del gioco include la domanda su cosa produce questa struttura temporale nell'esperienza soggettiva — e se la struttura sia una proiezione della mente sulla partita o una proprietà della partita stessa che la mente riconosce.

6.2.6 — Il problema della spiegazione dell'errore: quando il sistema ottimale sbaglia

Un aspetto del problema difficile che ha implicazioni particolarmente significative è l'asimmetria tra la spiegazione dell'ottimizzazione e la spiegazione dell'errore. AlphaZero non fa errori — o meglio, fa errori solo rispetto a un avversario ancora più forte, non rispetto a errori sistematici che sono funzione della struttura del suo sistema cognitivo. Gli errori umani, invece, hanno una struttura — non sono casuali, sono sistematici, sono funzione di proprietà specifiche dell'architettura cognitiva umana.

L'errore più documentato nel gioco ad alto livello è il *blunder* in *zeitnot* — la mossa gravemente sbagliata giocata in condizioni di pressione temporale estrema. La struttura del *blunder* in *zeitnot* è remarkably consistente: il giocatore vede una mossa «ovvia» — una mossa che la struttura superficiale della posizione suggerisce con forza — senza verificare le varianti critiche che ne mostrano la falsità. Il Sistema 1 prende

il controllo in condizioni di esaurimento del Sistema 2, e produce una mossa che ha la qualità fenomenologica della certezza senza avere la qualità funzionale della correttezza.

Questo errore rivela qualcosa di importante sulla struttura dell'esperienza soggettiva del gioco: la certezza fenomenologica — la qualità di «vedere» una mossa come ovvia — è dissociabile dalla correttezza computazionale. Una mossa può sembrare necessaria senza essere correta; può avere la qualità del *seeing* senza passare il test della verifica. Questa dissociazione è impossibile per AlphaZero: il sistema non ha una qualità di certezza fenomenologica che possa divergere dalla sua valutazione computazionale.

La dissociazione umana tra certezza fenomenologica e correttezza computazionale è, da un lato, una fonte di vulnerabilità — produce i *blunder* in *zeitnot*, le valutazioni errate in posizioni complesse, i falsi insight. Ma è, dall'altro, forse la stessa fonte da cui emerge l'insight autentico: la capacità di vedere la struttura di una posizione come unità, con la qualità della necessità, *prima* della verifica computazionale. L'intuizione esperta — quando funziona — è certezza fenomenologica che anticipa la verifica. Quando non funziona, è lo stesso meccanismo che produce il *blunder*. Il problema difficile del gioco include la domanda su cosa distingue i due casi — e se questa distinzione sia spiegabile in termini puramente funzionali.

6.2.7 — La soggettività della sconfitta: dolore, vergogna e il senso del fallimento

L'esperienza della sconfitta in un gioco ad alto livello ha una struttura affettiva specifica che merita analisi separata. Non è — o non è solo — la

delusione per un obiettivo mancato: è qualcosa di più complesso, che coinvolge la dimensione identitaria del giocatore in modo che la sconfitta in altri contesti competitivi non sempre produce.

I giocatori professionali descrivono la sconfitta in termini che rimandano a esperienze di inadeguatezza cognitiva — non di sfortuna, non di errori tecnici correggibili, ma di qualcosa che sembra un fallimento della mente stessa. «Ho perso perché non ho visto» — non «perché il mio avversario ha giocato meglio» o «perché ho fatto un errore tecnico». La sconfitta è vissuta come rivelazione di un limite — un limite della capacità di vedere, di calcolare, di tenere insieme la complessità — che è percepito come un limite personale, non solo prestativo.

Questa qualità identitaria della sconfitta è connessa alla struttura dei giochi come dominio in cui l'intelligence è direttamente misurata. Gli scacchi e il go non sono sport fisici — non c'è un corpo che può fallire indipendentemente dalla mente. Sono attività in cui la mente è l'unico strumento, e la sconfitta è quindi vissuta come misura diretta della mente. Kasparov, descrivendo la sua sconfitta contro Deep Blue nel 1997, usa il termine «umiliazione» — non soltanto sconfitta. L'umiliazione è la risposta affettiva alla percezione di inferiorità in una dimensione identitariamente centrale.

Il fatto che Lee Sedol, nel 2019, si sia ritirato dal go professionale dichiarando che l'IA è «un'entità che non può essere sconfitta» è, in questo senso, un dato fenomenologico e non solo biografico. Non si è ritirato perché non poteva più battere altri umani — continuava a essere uno dei migliori al mondo. Si è ritirato perché la presenza di AlphaGo aveva cambiato il significato del gioco per lui: aveva modificato l'esperienza soggettiva del go professionistico in modo da rendere quella pratica meno

significativa, meno capace di produrre le esperienze che la motivavano. Il problema difficile del gioco include questa dimensione: come la presenza di agenti non-umani superiori modifica l'esperienza soggettiva della pratica umana, anche quando l'umano non gioca direttamente contro la macchina.

6.2.8 — Ciò che AlphaZero ha risolto e ciò che non ha toccato

È possibile ora formulare con precisione la divisione tra ciò che AlphaZero ha risolto e ciò che non ha toccato, nei termini della distinzione di Chalmers.

AlphaZero ha risolto:

— La produzione di mosse ottimali in giochi deterministici a informazione perfetta e somma zero su spazi di stati finiti, attraverso un processo di apprendimento che non richiede conoscenza pregressa del dominio oltre alle regole.

— La questione se la valutazione posizionale olistica nei giochi complessi richieda rappresentazioni esplicite costruite da esperti: la risposta è no, può emergere dall'apprendimento.

— La questione se la differenza di complessità tra go e scacchi (branching factor, non-località della valutazione) fosse qualitativa o quantitativa: era quantitativa, e la stessa architettura risolve entrambi.

AlphaZero non ha toccato:

— La fenomenologia dell'insight combinatorio: il *vedere* una combinazione come struttura necessaria non è stato spiegato, e AlphaZero non lo esemplifica.

— La struttura temporale dell'esperienza di una partita: l'apertura, l'escalation, la crisi, il dénoument non sono presenti nell'esperienza di AlphaZero perché AlphaZero non ha esperienza.

— La dissociazione tra certezza fenomenologica e correttezza computazionale: il fatto che la mente umana possa sentire una mossa come necessaria senza che sia corretta — e inversamente — non è spiegato dal framework di ottimizzazione.

— Il significato della sconfitta e della vittoria come esperienze soggettive con dimensione identitaria: AlphaZero non vince né perde nel senso soggettivo rilevante.

— La domanda su cosa, nella pratica dei giochi, produca le esperienze di flusso, di bellezza posizionale, di presenza reciproca con l'avversario che i giocatori identificano come il nucleo del significato dell'attività.

Questa lista non è una lista di problemi residui destinati ad essere risolti da un'estensione del framework di AlphaZero. È una lista di problemi che appartengono a una categoria diversa — problemi sull'esperienza soggettiva, non sulla performance ottimale — e che richiedono strumenti concettuali diversi. Il framework di AlphaZero è una risposta al problema facile del gioco. Il problema difficile non è stato scalfito.

6.2.9 — Il problema difficile come limite epistemico strutturale

La tesi conclusiva di questo capitolo è che il problema difficile del gioco non sia un problema tecnico in attesa di soluzione, ma un **limite epistemico strutturale** della spiegazione in terza persona applicata a fenomeni di prima persona.

La spiegazione scientifica è fondamentalmente in terza persona: descrive strutture, funzioni, meccanismi in un linguaggio pubblicamente verificabile, accessibile a qualunque osservatore con le competenze appropriate. La fenomenologia — l'esperienza soggettiva — è fondamentalmente in prima persona: è accessibile solo all'agente che la vive, e le descrizioni in terza persona (i correlati neurali, le descrizioni funzionali) non la catturano ma la *correlano* con qualcosa che rimane irriducibilmente privato.

I giochi astratti sono, in questo contesto, un caso di studio particolarmente nitido perché combinano una struttura formale perfettamente descrivibile in terza persona con un'esperienza soggettiva ricca e articolata. La struttura formale è spiegata — completamente, dalla teoria dei giochi combinatori e da AlphaZero. L'esperienza soggettiva resiste alla spiegazione in terza persona non perché sia misteriosa in modo irrazionale, ma perché ha la natura dell'esperienza di prima persona che non si riduce a descrizioni funzionali.

Questo non implica dualismo sostanziale — non implica che l'esperienza soggettiva sia prodotta da una sostanza non-fisica. Implica solo che le categorie della spiegazione funzionale in terza persona siano inadeguate a catturare la fenomenologia in prima persona, indipendentemente da come si risolva la questione metafisica del rapporto mente-corpo. La lezione dei giochi per la filosofia della mente è, in questo senso, una conferma della distinzione di Chalmers: non una prova del dualismo, ma una dimostrazione pratica che la spiegazione funzionale lascia aperta una questione reale — la questione di cosa sia l'esperienza di giocare, di perdere, di vedere una combinazione, di abitare una posizione. Questa questione non scomparirà con il progresso tecnico dell'intelligenza

artificiale. È strutturalmente diversa dal tipo di problema che il progresso tecnico risolve.

Capitolo 6.3 — Una nuova epistemologia dell'expertise: navigazione di significato oltre l'ottimizzazione

6.3.1 — La tesi da difendere

La lezione più profonda che emerge dall'intera traiettoria di questa monografia — dalla geometria combinatoria dei giochi alla psicologia cognitiva dell'expertise, dalla storia dell'intelligenza artificiale alla fenomenologia dell'esperienza ludica — è che l'expertise umana nei giochi astratti non è, fondamentalmente, ottimizzazione. È qualcosa di diverso, che questa monografia propone di chiamare **navigazione di significato**.

La tesi è forte e richiede una difesa articolata. Non si nega che i grandi maestri ottimizzino — nel senso operativo del termine, producono mosse che sono, in media, molto vicine all'ottimale rispetto a qualunque funzione di valore ragionevole. Non si nega che il reinforcement learning sia una potente metafora della pratica deliberata attraverso cui l'expertise si accumula. Si sostiene, invece, che l'ottimizzazione sia una descrizione funzionale esterna dell'expertise umana — corretta come descrizione del comportamento osservabile, ma insufficiente come descrizione di ciò che accade nella mente del giocatore esperto e, soprattutto, come descrizione di ciò che rende l'expertise significativa per chi la possiede.

La navigazione di significato è qualcosa di diverso: è il processo attraverso cui un agente si orienta in un dominio non attraverso la

massimizzazione di una funzione scalare, ma attraverso l'articolazione progressiva di un sistema di valori, preferenze, e giudizi estetici che costituiscono la sua *voce* nel dominio — il suo stile, la sua visione, il suo modo di intendere il gioco.

6.3.2 — Il limite dell'ottimizzazione come teoria dell'expertise

Il modello dell'ottimizzazione applicato all'expertise umana ha una genealogia precisa: emerge dalla tradizione dell'economia neoclassica (l'agente razionale che massimizza l'utilità attesa), viene adottato dalla psicologia cognitiva dei decision-making (Savage, von Neumann e Morgenstern, poi Kahneman e Tversky come critica), e trova la sua espressione più influente nella teoria dell'expertise di Ericsson — la *deliberate practice* come meccanismo di ottimizzazione attraverso feedback correttivo.

Il modello di Ericsson è empiricamente potente: spiega la correlazione tra ore di pratica deliberata e livello di expertise, identifica le condizioni (feedback immediato, compiti al limite delle capacità attuali, ripetizione focalizzata) che la pratica deve soddisfare per produrre miglioramento. Ma il modello ha un limite concettuale che i giochi rendono visibile in modo netto: presuppone che esista una funzione da ottimizzare — una funzione che definisce cosa conta come miglioramento — e che il processo di pratica deliberata converga verso l'ottimo di quella funzione.

Nei giochi, questa funzione sembra ovvia: il tasso di vittoria contro avversari di determinato livello. Ma questa funzione non cattura ciò che i grandi maestri intendono per «miglioramento». Mikhail Botvinnik — tre volte campione del mondo di scacchi — descriveva la sua preparazione non come ottimizzazione del tasso di vittoria ma come ricerca di una

comprensione più profonda di certi tipi di posizione — una comprensione che si manifestava in un senso di maggiore padronanza, di maggiore libertà di scelta, di maggiore capacità di esprimere le proprie idee nella posizione. Questo senso di padronanza non è riducibile al tasso di vittoria: un giocatore può avere una comprensione profonda di un tipo di posizione e perdere comunque, perché l'avversario è più forte — e tuttavia il miglioramento è reale e percepito.

6.3.3 — Lo stile come dimensione irriducibile dell'expertise

Il concetto chiave che distingue la navigazione di significato dall'ottimizzazione è lo **stile** — inteso non come preferenza statistica tra mosse equivalenti, ma come sistema coerente di valori estetici e cognitivi che orienta le scelte verso certi tipi di soluzione e lontano da altri.

Lo stile di Tal era il sacrificio come strumento di complessità ingestibile — la creazione di posizioni in cui il calcolo esatto era impossibile e dove l'avversario, costrutto a navigare nell'incertezza, tendeva a sbagliare. Questo stile non era solo tattica: era una *filosofia del gioco* — una concezione di cosa significhi giocare bene, di cosa la scacchiera debba essere, di quale tipo di giocatore Tal voleva essere. Lo stile era espressione di una personalità, non solo di una preferenza tecnica.

Lo stile di Petrosian era la prevenzione — l'eliminazione sistematica delle possibilità aggressive dell'avversario prima che si manifestassero, la costruzione di una posizione in cui l'avversario era costretto alla passività. La bellezza, per Petrosian, stava nella posizione da cui non poteva emergere alcun pericolo — una bellezza negativa, di assenza, che molti spettatori trovavano esteticamente insoddisfacente ma che Petrosian difendeva come la più alta espressione della comprensione scacchistica.

Questi stili non erano ottimi rispetto alla stessa funzione di valore: erano ottimi rispetto a *funzioni di valore diverse*, incorporate in sistemi di preferenza estetici diversi. La domanda «qual è il giocatore migliore tra Tal e Petrosian?» non ha una risposta assoluta — dipende da quale funzione di valore si usa per valutare il «meglio». Nei loro scontri diretti il bilancio era relativamente pari, con Petrosian che tendeva a vincere le partite in cui riusciva a ridurre la complessità e Tal che tendeva a vincere quelle in cui riusciva ad aumentarla.

Formalmente, si può pensare allo stile come alla scelta di una funzione di valore $V_\sigma : S \to R$ tra l'insieme delle funzioni di valore ragionevoli V — dove «ragionevole» significa che il giocatore con quella funzione di valore batte, in aspettativa, un giocatore casuale. L'expertise ottimale secondo una singola funzione universale V^* — se esiste — è il problema tecnico risolto da AlphaZero. L'expertise umana è la scelta e l'implementazione di una V_σ specifica, dove la scelta è motivata da preferenze estetiche e valori personali che non sono ricavabili dalla struttura formale del gioco.

Questa formalizzazione mostra la struttura del problema: c'è uno spazio V di funzioni di valore ragionevoli, e AlphaZero occupa un punto privilegiato in quello spazio (o forse più punti, a seconda delle condizioni di training). I grandi maestri occupano punti diversi — non il massimo rispetto a una singola metrica, ma posizioni coerenti e ben sviluppate rispetto alle loro funzioni di valore idiosincratiche. La navigazione di significato è il processo di sviluppo e articolazione di una V_σ — non la convergenza verso V^*.

6.3.4 — Il grande maestro non trova la mossa migliore: trova la mossa sua

Una conseguenza della tesi della navigazione di significato è questa: i grandi maestri non trovano, nelle posizioni critiche, «la mossa migliore» in senso assoluto. Trovano la mossa che si inserisce nella narrazione della partita come *loro* la stanno giocando — la mossa che esprime la loro visione posizionale, che sviluppa il tema che hanno scelto di giocare, che risponde all'avversario nel modo che è coerente con il loro stile.

Questo non significa che i grandi maestri scelgano mosse peggiori di quanto potrebbero. Significa che il concetto di «mossa migliore» è relativo alla funzione di valore rispetto a cui si valuta il «meglio» — e che i grandi maestri ottimizzano rispetto alla loro funzione di valore idiosincratica, non rispetto a una funzione universale che non hanno internamente rappresentata.

L'evidenza empirica per questa tesi viene da diversi filoni. Primo: i grandmaster giocano stili diversi che producono risultati simili in media ma partite qualitativamente diverse. Se ci fosse una «mossa migliore» universale, i grandmaster dovrebbero convergere verso essa — ma non convergono, almeno non completamente. La divergenza persistente degli stili non è semplicemente ignoranza della mossa migliore: è espressione di sistemi di valutazione diversi applicati alle stesse posizioni.

Secondo: i grandmaster descrivono le mosse dei grandi maestri del passato come «caratteristiche» — riconoscono lo stile di Capablanca, di Fischer, di Karpov in posizioni isolate, senza conoscere chi le ha giocate. Questo riconoscimento dello stile non è riconoscimento di un'ottimizzazione tecnica — le mosse di Capablanca non sono le più

ottimali rispetto alle tabelle di valutazione odierne — è riconoscimento di una coerenza interna, di una voce.

Terzo: i grandmaster, quando analizzano le proprie partite, spesso criticano mosse che erano oggettivamente migliori di quelle che hanno giocato — ma le criticano perché «non nel mio stile», perché «non quello che stavo cercando di fare». Questa critica non è irrazionale — riflette la consapevolezza che la coerenza con il proprio sistema di valori è parte dell'expertise, non una deviazione da essa.

6.3.5 — La mossa che risponde a una filosofia: AlphaZero senza intenzioni

Il contrasto più netto tra navigazione di significato e ottimizzazione emerge quando si considerano le *intenzioni* del giocatore — non nel senso banale delle intenzioni tattiche («voglio catturare questa torre»), ma nel senso più profondo delle intenzioni filosofiche: il tipo di gioco che il giocatore vuole costruire, il tipo di esperienza che vuole produrre, il tipo di presenza che vuole avere nel gioco.

Un grandmaster che gioca una partita importante non sta solo cercando di vincere. Sta cercando di vincere *in un certo modo* — di esprimere una certa concezione del gioco, di mostrare una certa comprensione di certi tipi di posizione, di produrre una certa qualità di gioco che sarà ricordata. Questa dimensione intenzionale — l'intenzione non solo di vincere ma di vincere bene, di esprimere qualcosa attraverso le mosse — è intrinseca all'expertise dei grandi maestri e non è riducibile all'ottimizzazione del tasso di vittoria.

AlphaZero non ha intenzioni in questo senso. Non ha una concezione del gioco che vuole esprimere — ha una funzione di valore che massimizza. Non ha un modo preferito di vincere — ha la politica che produce la massima probabilità di vittoria. Non ha una voce — ha parametri.

Questa mancanza di intenzioni non lo rende meno efficace come ottimizzatore — è, appunto, l'ottimizzatore più efficace mai costruito per questi domini. Ma lo rende qualcosa di radicalmente diverso da un grande maestro — non solo quantitativamente più capace, ma qualitativamente diverso nella struttura dell'agentività che esprime. Un grande maestro *dice* qualcosa attraverso le sue mosse — articola una visione, esprime una filosofia, risponde all'avversario non solo posizionalmente ma personalmente. AlphaZero produce output — ottimali, straordinari, spesso incomprensibili — ma non dice nulla.

6.3.6 — Ermeneutica delle mosse di AlphaZero: interpretare senza testo

Una conseguenza paradossale della superiorità di AlphaZero è che i professionisti umani ora studiano le sue partite come si studia un testo sacro — cercando di interpretare il significato di mosse che non hanno un autore che possa spiegarne le intenzioni. È un'ermeneutica senza testo nel senso di Ricoeur: il testo (la sequenza di mosse) esiste, ma l'autore (AlphaZero) non ha intenzioni che l'interpretazione possa recuperare.

Questa situazione produce una fenomenologia paradossale: i professionisti proiettano significato sulle mosse di AlphaZero — interpretano il 3-3 iniziale come espressione di una filosofia pragmatica del territorio, interpretano i sacrifici di materiale come espressione di una

concezione dell'iniziativa, interpretano le mosse "passive" come espressione di una comprensione dell'*aji* che supera la loro. Ma queste interpretazioni sono proiezioni: AlphaZero non ha una filosofia del territorio, non ha una concezione dell'iniziativa, non ha una comprensione dell'*aji* nel senso in cui i professionisti usano questi termini.

La struttura dell'ermeneutica circolare.

Il processo descritto sopra non è semplicemente fallace — produce apprendimento reale. I professionisti di go post-AlphaGo giocano effettivamente meglio di quelli pre-AlphaGo, e alcune delle differenze sono direttamente tracciabili all'incorporazione di mosse e principi inizialmente appresi dall'analisi di AlphaZero. Ma la struttura epistemica di questo apprendimento è peculiare, e merita un'analisi più precisa di quella disponibile nel testo originale.

L'ermeneutica tradizionale — da Schleiermacher a Gadamer a Ricoeur — si struttura attorno a un circolo: si comprende il tutto attraverso le parti, e le parti attraverso il tutto. La comprensione del testo richiede di andare e venire tra la comprensione locale delle frasi e la comprensione globale dell'opera; e questa oscillazione produce progressivamente comprensioni più profonde. Il circolo non è vizioso — è, nel senso gadameriano, la struttura fondamentale della comprensione.

L'ermeneutica delle mosse di AlphaZero ha questa struttura circolare, ma con una peculiarità: il polo del "tutto" — l'intenzione dell'autore, il progetto dell'opera — è assente. Il professionista che interpreta la mossa 37 di AlphaGo nella partita 2 contre Lee Sedol non può chiedere ad AlphaGo: "cosa intendevi fare?". Deve inferire l'intenzione dalle mosse successive, dalla struttura della posizione, dalla sua comprensione del go.

Ma quella comprensione è essa stessa parzialmente costruita dall'analisi delle mosse di AlphaGo — quindi il circolo si chiude su se stesso: l'interpretazione della mossa presuppone una comprensione del go che è stata plasmata dall'analisi delle mosse di AlphaZero.

Formalmente: sia G_{pre} il sistema di credenze sul go che un professionista aveva prima dell'era AlphaGo, e $M_1, M_2, ..., M_n$ le mosse di AlphaZero studiate nel corso degli anni. L'interpretazione di M_k avviene in un sistema di credenze G_k che è già stato modificato dall'interpretazione di $M_1, ..., M_{k-1}$. Non c'è accesso a un G^* indipendente — una comprensione del go che precede AlphaZero e rispetto a cui le mosse di AlphaZero possono essere valutate neutralmente. Ogni interpretazione avviene già in un sistema che è stato modificato dalle interpretazioni precedenti.

Questo non è solo un problema epistemologico astratto — ha conseguenze pratiche. Quando un giovane professionista di oggi studia il go, la sua comprensione dei *joseki* standard, delle aperture, dei concetti strategici fondamentali è già mediata dall'interpretazione di AlphaGo. Non c'è più accesso diretto alla "tradizione" pre-AlphaGo — quella tradizione esiste solo come ricordo, come documento storico, come ciò da cui ci siamo discostati grazie ad AlphaGo. La comprensione del go è diventata irreversibilmente post-AlphaGo, anche per i professionisti che non hanno mai studiato direttamente le sue partite.

Il problema della proiezione e la verifica pragmatica.

L'obiezione più ovvia all'analisi dell'ermeneutica circolare è questa: anche se le interpretazioni dei professionisti sono "proiezioni" nel senso che non recuperano un'intenzione originale, sono verificabili in modo

pragmatico. Se l'interpretazione "questa mossa esprime una concezione pragmatica del territorio" porta a giocare meglio in posizioni simili, allora l'interpretazione è utile — indipendentemente dal fatto che corrisponda o meno a qualcosa nell'interno di AlphaZero.

Questo argomento è corretto ma non risolve il problema più profondo. La verificabilità pragmatica garantisce che le interpretazioni producano conoscenza *procedurale* — conoscenza del tipo "in posizioni di questo tipo, questa mossa tende ad essere buona". Ma non garantisce che producano conoscenza *dichiarativa* nel senso profondo — conoscenza del tipo "ecco perché questa mossa è buona, ecco il principio che la giustifica". La distinzione è importante: la conoscenza procedurale è sufficiente per giocare bene; la conoscenza dichiarativa è necessaria per *insegnare* perché si gioca in un certo modo, per *trasferire* la comprensione a situazioni nuove che non rientrano nei pattern già visti.

L'insegnamento del go nell'era post-AlphaGo riflette questa tensione. I giovani professionisti imparano che certe aperture sono buone perché AlphaZero le gioca — ma senza la comprensione dichiarativa che renderebbe l'apprendimento trasferibile a varianti nuove. Questo produce una forma di expertise che è più profonda tecnicamente (le mosse imparate sono davvero migliori) ma più fragile epistemicamente (la comprensione non è articolabile in principi generalizzabili).

Ermeneutica circolare e trasmissione della tradizione.

Il problema dell'ermeneutica circolare dell'IA ha una dimensione culturale che la sola analisi epistemologica non cattura pienamente. La tradizione del go — come quella degli scacchi, in modo forse ancora più pronunciato — si trasmette non solo come conoscenza procedurale ma

come patrimonio di comprensioni articolate: le analisi dei campioni del passato, i commenti delle grandi partite, le riflessioni teoriche dei maestri. Questo patrimonio ha una struttura narrativa e dialogica: le mosse si comprendono in relazione alle intenzioni dei giocatori, alle loro storie, ai loro dibattiti con altri maestri.

AlphaZero ha interrotto questa struttura. Non perché abbia cancellato il patrimonio storico — che rimane accessibile — ma perché ha prodotto un corpus di partite che non può essere integrato in quella struttura. Le partite di AlphaZero non hanno intenzioni, non hanno storie, non partecipano ai dibattiti teorici. Sono testi senza contesto — fonti di pattern che possono essere appresi ma non spiegati nella forma narrativa in cui la tradizione li tramandava.

La conseguenza pratica è una **biforcazione nella cultura del go**. Da un lato, i professionisti addestrati nell'era post-AlphaGo incorporano i nuovi pattern ma senza la capacità di spiegarli nella tradizione. Dall'altro, i tradizionalisti che conservano la cultura pre-AlphaGo mantengono la capacità di spiegazione ma giocano con un vocabolario di mosse parzialmente superato. Non è chiaro come queste due culture si integreranno — se si integreranno — in una tradizione unitaria. La trasmissione dell'expertise è diventata strutturalmente più difficile, e questa difficoltà non è accidentale: è la conseguenza necessaria del fatto che le fonti di conoscenza più ricche non sono in grado di spiegare se stesse.

Capitolo 6.4 — Il futuro dei giochi nell'era dell'IA: sopravvivenza, trasformazione e il senso di una pratica umana

6.4.1 — La domanda che non si può evitare

C'è una domanda che percorre, come una corrente sotterranea, l'intera riflessione sviluppata in questa monografia, e che nei capitoli precedenti è stata più volte lambita senza mai essere posta frontalmente: *i giochi astratti sopravviveranno come pratica umana nell'era dell'intelligenza artificiale?*

La domanda è meno ovvia di quanto sembri. Non si tratta di sapere se il go e gli scacchi continueranno a essere giocati — è quasi certo che continueranno, almeno nel breve termine, per la stessa inerzia culturale che mantiene in vita molte pratiche dopo che la loro funzione originaria è cambiata. Si tratta di qualcosa di più profondo: se la pratica continuerà ad avere il tipo di significato che aveva prima di AlphaGo — se potrà ancora svolgere le funzioni cognitive, culturali, estetiche, e intersoggettive che questa monografia ha analizzato, oppure se quelle funzioni siano state irrimediabilmente alterate dalla presenza di agenti non-umani superiori.

La risposta onesta è: non sappiamo. Siamo in un momento di transizione così rapido che la traiettoria a lungo termine è genuinamente incerta. Ma possiamo analizzare le forze in gioco — le pressioni che spingono verso la trasformazione e quelle che spingono verso la continuità — e identificare le condizioni sotto cui certi esiti sono più probabili di altri. Questo è il compito di questo capitolo conclusivo.

6.4.2 — Il paradosso della maratona: perché gli umani corrono ancora

Il punto di partenza più produttivo è un'analogia che i sociologi dello sport hanno discusso estensivamente in contesti diversi: il paradosso della maratona. Le macchine — dai treni alle automobili alle biciclette — hanno superato la velocità umana di corsa in modo così definitivo da rendere la competizione diretta priva di senso. Eppure la maratona non solo sopravvive: ha conosciuto una crescita straordinaria negli ultimi decenni, con un numero di partecipanti alle maratone mondiali che è aumentato di un ordine di grandezza tra gli anni '70 e il presente. Gli uomini corrono la maratona, e la fanno in modo sempre più massiccio, proprio mentre le macchine sono diventate incomparabilmente più veloci di loro.

Il paradosso si risolve osservando che la maratona non è mai stata, in primo luogo, una gara contro le macchine — anche quando non esistevano macchine abbastanza veloci da batterla. Era, e rimane, una gara tra umani: una misura della capacità fisica e della resistenza mentale umana, in un contesto in cui la comparazione rilevante è quella con altri umani e con le proprie prestazioni precedenti. La superiorità delle macchine è semplicemente irrilevante per il significato della maratona — non perché venga ignorata, ma perché non appartiene alla stessa categoria di attività.

L'analogia con i giochi astratti è parziale ma illuminante. I giochi astratti hanno sempre avuto — almeno nella loro dimensione professionale e agonistica — una funzione di misurazione dell'intelligenza umana comparativa: chi è il più intelligente, il più capace, il più creativo tra gli umani che giocano? Questa funzione non viene minacciata dalla superiorità di AlphaZero, per la stessa ragione per cui la maratona non è

minacciata dalla velocità delle automobili: la comparazione rilevante è quella tra umani, e AlphaZero appartiene a una categoria diversa.

Ma l'analogia ha un limite significativo. La velocità di corsa di un'automobile non cambia il modo in cui i maratoneti si allenano, non suggerisce che certi stili di corsa siano sbagliati, non produce una revisione della tecnica dell'allungamento del passo. AlphaZero, invece, ha già cambiato profondamente il modo in cui i professionisti di go e di scacchi si allenano, ha già suggerito che certe ortodossie posizionali erano false, ha già prodotto una revisione di interi corpora di aperture. La presenza di AlphaZero non è esterna alla pratica — è entrata nella pratica e la sta trasformando dall'interno.

6.4.3 — Le tre trasformazioni già in atto

Tre trasformazioni sono già osservabili nel go e negli scacchi professionali post-AlphaGo, e la loro analisi permette di fare previsioni più fondate sulla traiettoria futura.

La **prima trasformazione** riguarda il corpus delle aperture e delle sequenze codificate. Nei decenni precedenti ad AlphaGo, il *joseki* — le sequenze di apertura nell'angolo del go, studiate e codificate per secoli — costituiva un corpus stabile di conoscenza trasmessa dalla tradizione. I professionisti le apprendevano come corpus fisso, con relative condizioni di applicabilità, e le selezionavano in partita in base alla situazione globale. AlphaGo ha mostrato che molti *joseki* tradizionali erano subottimali — che certe sequenze considerate equilibrate per secoli favorivano sistematicamente uno dei due giocatori. Il corpus è stato rivisto, e la revisione è ancora in corso. Qualcosa di simile è avvenuto negli

scacchi: linee di apertura che erano considerate teoricamente solide per decenni sono state rinvigorite o demolite dall'analisi dei motori.

Questa trasformazione ha un effetto epistemico di primo ordine: la tradizione ha perso il suo ruolo di autorità ultima nella valutazione delle posizioni. Il grande maestro del passato era l'autorità per eccellenza — la sua valutazione di una posizione era, per i praticanti meno avanzati, definitiva. Oggi l'autorità ultima è il motore di analisi — e questa sostituzione dell'autorità personale con l'autorità algoritmica ha cambiato la struttura del sapere nel dominio.

La **seconda trasformazione** riguarda la formazione dei professionisti. Negli scacchi in particolare, il software di analisi è diventato lo strumento primario di preparazione: i professionisti preparano le aperture con l'assistenza del motore, identificano le debolezze delle proprie partite attraverso l'analisi post-partita automatizzata, studiano i modelli di gioco dei propri avversari con strumenti statistici. Il training umano-AI è diventato la norma — non l'eccezione — a tutti i livelli professionali.

Questa trasformazione produce un paradosso che alcuni commentatori hanno già identificato: la qualità media del gioco professionale è aumentata, ma la diversità degli stili potrebbe essersi ridotta. Se tutti si preparano con lo stesso strumento di analisi, tendono a convergere verso le stesse valutazioni, a giocare le stesse aperture, a evitare gli stessi errori. Lo stile individuale — che si sviluppa in parte attraverso la scelta di ignorare certi consigli del motore in favore delle proprie preferenze — potrebbe essere progressivamente eroso da una cultura del training che valorizza l'accordo con il motore come metro di qualità.

La **terza trasformazione** riguarda il significato pubblico dei titoli e dei record. Magnus Carlsen è il campione del mondo di scacchi più forte nella storia — questo è probabilmente vero. Ma è anche vero che il miglior motore di scacchi è incomparabilmente più forte di Carlsen. Come si situa il significato di essere il miglior giocatore umano in un mondo in cui il miglior giocatore umano non è il miglior giocatore in assoluto? L'analogia con il record del mondo nei cento metri è di nuovo parziale: Usain Bolt è il più veloce essere umano a correre i cento metri, e la qualificazione «umano» è implicita nel contesto. Nei giochi astratti, la qualificazione «umano» è diventata esplicita — e questa esplicitazione è già una trasformazione del significato.

6.4.4 — Lo scenario della coesistenza differenziata

Il primo scenario plausibile per il futuro dei giochi astratti è quello che si potrebbe chiamare **coesistenza differenziata**: i giochi umani e i giochi delle IA continuano a esistere come pratiche distinte, con pubblici distinti, significati distinti, e criteri di valutazione distinti.

In questo scenario, le competizioni umane di go e di scacchi sopravvivono come sport della mente umana — con lo stesso statuto delle maratone rispetto alla velocità delle automobili. Le competizioni di IA contro IA — o di IA contro umani — esistono come sfide tecnologiche separate, con un pubblico interessato al progresso tecnico ma non necessariamente alla stessa esperienza sportiva. Le due pratiche coesistono senza interferire più di quanto lo sport automobilistico interferisca con la maratona.

Questo scenario è il più ottimistico per la sopravvivenza dei giochi come pratica umana significativa. Ha dalla sua il precedente della

maratona e di altri sport umani che sopravvivono nonostante la superiorità meccanica — e la robustezza culturale dei giochi, che hanno già attraversato trasformazioni enormi (la transizione dal go medievale a quello moderno, la rivoluzione delle aperture scacchistiche nel XX secolo) rimanendo riconoscibili.

Il rischio principale dello scenario di coesistenza differenziata è che la differenziazione non regga nel lungo termine. Se i professionisti si formano con l'assistenza dell'IA, se le loro valutazioni posizionali convergono verso quelle del motore, se il training è fondamentalmente una forma di approssimazione delle scelte dell'IA, allora la distinzione tra gioco umano e gioco dell'IA si erode dall'interno: il gioco umano diventa una versione degradata del gioco dell'IA, non una pratica qualitativamente diversa.

6.4.5 — Lo scenario della regressione alla purezza

Il secondo scenario è quello della **regressione alla purezza**: i giochi professionali umani stabiliscono norme esplicite di separazione dall'IA, valorizzando la dimensione umana non come inevitabile limitazione ma come condizione costitutiva della pratica.

Segnali di questo scenario sono già visibili. Alcune competizioni di go e di scacchi hanno introdotto regole che limitano o vietano l'uso di software di analisi durante la preparazione — una tendenza contro-intuitiva, dato che l'uso di software è perfettamente legale nella maggior parte dei contesti. La motivazione non è sempre esplicitata, ma è comprensibile: la preoccupazione è che la convergenza verso le valutazioni del motore stia erodendo la diversità degli stili e la dimensione

creativa individuale che rende i giochi interessanti come spettacolo e come pratica culturale.

Una versione più radicale di questo scenario vedrebbe emergere distinzioni formali all'interno dei giochi — analoghe alle distinzioni tra atletica olimpica (con regole severe sull'uso di sostanze) e altre competizioni. Il go «puro» — giocato senza preparazione assistita dall'IA — potrebbe acquisire un valore culturale distinto dal go assistito, come il vino biodinamico acquisisce un valore distinto dal vino prodotto con tecnologie enologiche avanzate: non necessariamente migliore in senso assoluto, ma portatore di un significato diverso — di una relazione diversa con la tradizione e con i limiti naturali del processo.

Questo scenario ha dalla sua una logica culturale robusta: le pratiche umane non perdono significato per il fatto che le macchine le facciano meglio — purché la dimensione umana sia esplicitamente valorizzata come tale. Ma richiede una deliberata scelta culturale — un'articolazione del valore della pratica umana non come approssimazione dell'ottimale ma come qualcosa di qualitativamente diverso — che non avviene automaticamente.

6.4.6 — Lo scenario della trasformazione del significato

Il terzo scenario — il più filosoficamente interessante e probabilmente il più vicino a ciò che sta effettivamente accadendo — è quello della **trasformazione del significato**: i giochi astratti sopravvivono, ma con un significato diverso da quello che avevano prima di AlphaGo — un significato che non è né il vecchio significato invariato né un significato completamente nuovo, ma una modificazione strutturale del vecchio.

Quale significato si è già trasformato? Il significato della *competenza assoluta* — dell'essere il migliore, non solo tra gli umani ma in senso assoluto — è già cambiato irreversibilmente. Prima di AlphaGo, il campione del mondo di go era il migliore al mondo senza qualificazioni. Dopo, il campione del mondo di go è il migliore umano — una categoria che ha acquistato la qualificazione come condizione di intelligibilità.

Quale significato è rimasto? Il significato della *competenza relativa* — dell'essere più capace di altri umani, di migliorare rispetto a se stessi, di sviluppare uno stile e una voce — è rimasto intatto, forse rafforzato dalla consapevolezza che la competenza assoluta è irraggiungibile. Il significato dell'*incontro* — della presenza reciproca con l'avversario, della partita come forma di dialogo interpersonale — è rimasto, e potrebbe acquisire maggiore rilevanza proprio perché contrasta con la pratica del gioco contro le macchine.

Quale significato potrebbe emergere? Uno sviluppo interessante è la valorizzazione crescente della dimensione *espressiva* del gioco — della partita come manifestazione di uno stile personale piuttosto che come ricerca della mossa ottimale. Se l'ottimale è già definito dal motore, il valore della partita umana non può essere l'ottimizzazione — deve essere l'espressione. I commentatori di go e di scacchi hanno già cominciato a valorizzare esplicitamente le partite che mostrano uno stile forte e originale, anche quando non producono le mosse ottimali del motore. Questo è un cambiamento del criterio di valore — non una riduzione dello standard ma una ridefinizione di cosa si stia cercando.

6.4.7 — La condizione del dilettante: il caso più importante

Tutta la discussione precedente si è concentrata sul go e sugli scacchi *professionali* — un universo di poche migliaia di persone a livello mondiale. Ma la grande maggioranza dei giocatori di go e di scacchi è dilettante — gioca per piacere, non per professione, senza ambizioni di competizione ai massimi livelli. E per questo universo — che conta milioni di persone in tutto il mondo — la traiettoria è diversa.

Per il dilettante, la superiorità di AlphaZero non è mai stata direttamente rilevante. Un giocatore di livello 10 kyu nel go non competeva con i professionisti prima di AlphaGo, e non compete con AlphaZero dopo. La misura rilevante della sua competenza è sempre stata la posizione nella propria comunità di praticanti — e questa misura non è cambiata. Il dilettante continua a migliorare, a confrontarsi con altri dilettanti, a godere del processo del gioco indipendentemente dalla distanza che lo separa dall'ottimale assoluto.

Per il dilettante, la principale trasformazione prodotta dall'IA è stata l'accesso a strumenti di analisi che in precedenza erano disponibili solo ai professionisti. Un dilettante di scacchi di livello club può oggi analizzare le proprie partite con Stockfish, identificare i propri errori sistematici, confrontare le proprie scelte con l'ottimale computazionale. Questa disponibilità ha accelerato l'apprendimento a tutti i livelli — si migliora più rapidamente con feedback immediato e preciso di quanto si migliorasse con l'analisi post-partita di un giocatore più forte.

Ma la trasformazione ha anche un rischio specifico per il dilettante: il rischio di misurare il proprio gioco esclusivamente rispetto al motore, perdendo la prospettiva della pratica come attività umana. Il dilettante che analizza ogni propria mossa con Stockfish e considera un errore qualunque divergenza dall'ottimale computazionale sta adottando un

criterio di valutazione che non è calibrato sulla propria esperienza — è calibrato sulla funzione di valore di un sistema con capacità di ricerca incomparabilmente superiori. Questo può produrre un senso di inadeguatezza sistematica che non corrisponde a nessuna esperienza soggettiva di miglioramento o di piacere nel gioco.

6.4.8 — I giochi come pratica umana: la risposta della tradizione di MacIntyre

Alasdair MacIntyre, in *After Virtue* (1981), ha articolato il concetto di *pratica* come attività cooperativa con una storia, uno standard interno di eccellenza, e beni interni che si ottengono solo partecipando alla pratica nelle sue forme appropriate. Le pratiche hanno *virtù* — disposizioni che permettono di raggiungere i beni interni — e la partecipazione autentica richiede l'adesione alle virtù appropriate.

Il go e gli scacchi sono pratiche nel senso di MacIntyre: hanno una storia millenaria, standard interni di eccellenza (non solo il tasso di vittoria ma la qualità del gioco, l'eleganza delle combinazioni, l'originalità delle aperture), e beni interni che si ottengono solo partecipando alla pratica — la comprensione profonda delle posizioni, la capacità di leggere l'avversario, il senso estetico per la bellezza posizionale.

La domanda rilevante, nel quadro di MacIntyre, è se la presenza di AlphaZero minacci i beni interni della pratica — se renda impossibile, o più difficile, ottenere attraverso la partecipazione alla pratica i beni che la partecipazione era in grado di produrre. La risposta non è ovvia, e MacIntyre stesso probabilmente la considererebbe aperta.

Da un lato, la presenza di AlphaZero potrebbe minacciare il bene interno della *comprensione profonda*: se la comprensione profonda di una posizione significa, ora, comprensione simile a quella di AlphaZero, allora il bene è irraggiungibile per qualunque umano. Ma se la comprensione profonda è relativa agli standard della comunità umana dei praticanti — e questo è probabilmente il senso più difendibile — allora il bene rimane raggiungibile, anche se il suo contenuto è cambiato in risposta a ciò che AlphaZero ha rivelato.

Dall'altro lato, la presenza di AlphaZero potrebbe arricchire certi beni interni: ha reso disponibile un repertorio di posizioni e sequenze che allarga il dominio dell'esplorazione, ha liberato i professionisti da false ortodossie, ha mostrato che certi tipi di posizione hanno risorse insospettate. In questo senso, AlphaZero potrebbe essere, per la pratica del go e degli scacchi, quello che il cannocchiale di Galileo fu per l'astronomia: uno strumento che allarga il dominio dell'esperienza possibile, pur non essendo esso stesso un astronomo.

6.4.9 — La questione del senso: cosa rimane quando la macchina supera l'uomo

C'è una questione che nessuna delle analisi precedenti risolve completamente, e che merita di essere posta nella sua radicalità: dopo che una macchina ha dimostrato di essere incomparabilmente superiore a qualunque umano in un dominio, il dominio mantiene il suo senso per l'umano?

La risposta della tradizione culturale è: sì, ma il senso cambia. Prima di AlphaGo, il go era — tra le altre cose — una misura dell'intelligenza umana non ancora raggiunta dalle macchine. Questa funzione è finita. Ma

il go era anche — e forse prima di tutto — una forma di incontro interpersonale, un rituale corporeo, una pratica estetica, un sistema di formazione cognitiva, una tradizione culturale con migliaia di anni di storia. Queste funzioni non sono finite con AlphaGo.

Il senso cambia, non scompare. È cambiato prima: il significato del go professionale dopo l'introduzione del timing clocks (che cambiò la cultura del gioco lento e meditativo), dopo la professionalizzazione dei tornei, dopo la diffusione del go online. Ogni cambiamento tecnologico e culturale ha alterato il significato della pratica — e la pratica ha continuato ad avere senso, assorbendo il cambiamento e articolando nuove forme di significato in risposta ad esso.

L'era di AlphaZero è un cambiamento più radicale di tutti i precedenti — è il primo cambiamento che ridefinisce la posizione degli umani non rispetto ad altri aspetti della pratica ma rispetto alla competenza fondamentale che la pratica misura. Ma anche questo cambiamento non dissolve il senso — lo riorienta. Il senso del go nell'era di AlphaZero non è più «misurare l'intelligenza umana rispetto all'ottimale assoluto» ma qualcosa come «navigare uno spazio di significato in compagnia di altri umani che condividono la stessa tradizione» — un senso forse più modesto nelle sue ambizioni cognitive, ma non per questo meno reale o meno prezioso.

6.4.10 — Il futuro come scelta culturale

La conclusione di questa monografia non può essere una previsione — sarebbe intellettualmente disonesta in un momento di transizione così rapida e incerta. Può essere, invece, l'identificazione di una scelta culturale

che le comunità di praticanti, i teorici del gioco, e la cultura più ampia sono chiamati a fare.

La scelta è questa: i giochi astratti nell'era dell'IA sono una pratica umana il cui senso richiede di essere attivamente articolato — non può essere dato per scontato, non può essere lasciato all'inerzia culturale, non può essere delegato alle istituzioni esistenti che per decenni hanno operato in un contesto profondamente diverso. L'articolazione del senso è un atto culturale deliberato: richiede di rispondere alla domanda «perché giochiamo?» in termini che non erano necessari prima di AlphaGo, perché la risposta ovvia («per determinare chi è più intelligente») è diventata insufficiente.

Le risposte possibili — e in parte già emerse nella pratica — includono: giochiamo per la qualità dell'incontro interpersonale che la partita rende possibile; giochiamo per l'esperienza estetica di posizioni belle e combinazioni eleganti; giochiamo per la formazione cognitiva che la pratica produce; giochiamo perché siamo parte di una tradizione che ha accumulato millenni di saggezza posizionale e culturale; giochiamo perché il processo di navigazione di uno spazio di significato in competizione con un avversario umano produce esperienze che nessun'altra attività produce.

Nessuna di queste risposte richiede che gli umani siano i migliori al mondo. Richiedono solo che la pratica continui a produrre, per i suoi partecipanti, esperienze che valgono il tempo e l'energia investiti. E ci sono buone ragioni — alcune analizzate in questa monografia — per credere che continuerà a produrle, a condizione che le comunità di praticanti sappiano articolare e difendere il senso specificamente umano della pratica.

Il go e gli scacchi sono sopravvissuti a invasioni, a rivoluzioni culturali, alla diffusione di sport alternativi, alla competizione per il tempo libero con ogni forma di intrattenimento moderno. Non c'è ragione di principio per credere che non sopravvivano anche all'intelligenza artificiale — purché la risposta alla domanda «perché giochiamo?» sia articolata con la stessa cura con cui i grandi maestri articolano le loro posizioni sulla scacchiera: con precisione, con coerenza, e con la consapevolezza che la domanda, posta bene, contiene già in sé parte della risposta.

Nota conclusiva — Il gioco infinito

Il titolo che questa monografia ha considerato per se stessa — *Il gioco infinito* — richiama non solo la vastità dello spazio posizionale del go (10^{170} partite possibili, un numero che trascende qualunque intuizione diretta) ma una struttura più profonda: i giochi astratti sono *infiniti* nel senso di Carse, non nel senso matematico. Sono giochi che si giocano non per vincere definitivamente ma per continuare a giocare — per mantenere aperta la possibilità dell'incontro, dell'esplorazione, della navigazione.

AlphaZero ha risolto il gioco finito — la versione in cui l'obiettivo è trovare la strategia ottimale. Il gioco infinito — la versione in cui l'obiettivo è continuare a giocare in modo significativo, a incontrare l'avversario, a esprimere una visione, a partecipare a una tradizione — non è stato toccato. Forse non può essere toccato, perché il gioco infinito non ha una soluzione: ha solo praticanti, e la sua esistenza dipende dalla loro scelta di continuare.

Che quella scelta continui a essere fatta — con la stessa cura, la stessa profondità, e la stessa consapevolezza delle sue implicazioni con cui questa monografia ha cercato di analizzarla — è l'augurio con cui si chiude.

Conclusione — Ciò che la monografia sostiene, ciò che rimane aperto, le domande che il proseguimento dovrà affrontare

---

C.1 — Ciò che questa monografia sostiene

Ogni opera di questa ambizione deve, alla fine, rispondere a una domanda semplice: che cosa ha dimostrato? Non cosa ha suggerito, non cosa ha reso plausibile, non cosa ha reso interessante — ma cosa ha dimostrato nel senso preciso in cui una monografia accademica è tenuta a dimostrare qualcosa. Questa conclusione tenta di rispondere a quella domanda con onestà.

Prima tesi: i giochi astratti non sono metafore dell'intelligenza, ma istanze della struttura combinatoria della complessità.

Il Blocco I ha stabilito che i giochi combinatori a informazione perfetta sono oggetti matematici con proprietà precise e non banali. Il Teorema di Zermelo — che ogni tale gioco è determinato — ha implicazioni che vanno oltre i giochi: afferma che la struttura dell'ottimalità è sempre in linea di

principio accessibile, anche quando è computazionalmente inaccessibile. La distinzione tra complessità PSPACE (go nella versione generalizzata) e EXPTIME (scacchi) non è una curiosità tecnica: riflette differenze strutturali profonde nei tipi di computazione richiesti. Questa base matematica è la premessa che rende possibile tutto il resto: senza di essa, le domande cognitive e filosofiche fluttuerebbero senza ancoraggio.

Seconda tesi: l'expertise umana nei giochi ha una struttura cognitiva specifica, empiricamente investigabile, non riducibile alla descrizione funzionale del comportamento.

Il Blocco II ha mostrato che il grande maestro non è semplicemente un "computer biologico" che calcola varianti meglio degli altri. De Groot ha rivelato che la differenza tra grande maestro e giocatore medio non è nella profondità del calcolo ma nella qualità della percezione: il grande maestro *vede* posizioni diverse, riconosce strutture che il giocatore medio non vede neanche come possibilità. Ericsson ha mostrato che questa percezione si costruisce attraverso decine di migliaia di ore di pratica deliberata — ma ha anche rivelato, involontariamente, che cosa la pratica costruisce: non un catalogo di risposte, ma un sistema di percezione ristrutturato. La metacognizione, il flusso, le teorie cognitive orientali del go: tutti questi filoni convergono verso una descrizione dell'expertise umana come *ristrutturazione del modo di vedere*, non come accumulo di capacità computazionale.

Terza tesi: la storia dell'IA attraverso i giochi è una storia di paradigmi che si succedono, e ogni paradigma ha risolto il problema sbagliato.

Il Blocco III ha mostrato che Deep Blue, AlphaGo, e AlphaZero non sono versioni successive dello stesso progetto — sono risposte a domande fondamentalmente diverse. Shannon nel 1950 chiedeva come un computer potesse giocare a scacchi; la risposta era la ricerca ad albero con euristica. AlphaZero nel 2017 non risponde alla domanda di Shannon: impara a costruire la propria euristica, che è cosa diversa. MuZero nel 2019 va oltre: impara anche il modello del mondo, non solo la politica. Ma ogni avanzamento tecnico ha reso più acuto il problema che nessuno di questi sistemi risolve: la comprensibilità. Siamo passati da sistemi che avevano regole esplicite ma giocavano male a sistemi che giocano straordinariamente bene ma non hanno regole esplicite. Il problema della spiegazione — perché una certa mossa è buona — è diventato più urgente man mano che i sistemi sono diventati più capaci.

Quarta tesi: la crisi dell'expertise umana prodotta dall'IA è reale ma mal posta.

Il Blocco IV ha mostrato che la domanda "l'IA ha reso l'expertise umana irrilevante?" dipende da cosa si intende per expertise. Se expertise significa capacità di produrre la mossa ottimale, allora sì — AlphaZero supera qualunque essere umano di molti ordini di grandezza. Ma questa risposta presuppone che la mossa ottimale sia il fine dell'expertise, che l'expertise sia strumentale a un risultato esterno. I casi di Kasparov e Lee Sedol mostrano qualcosa di più complesso: la crisi dell'expertise umana è anche la crisi di un *sistema di significati* — un modo di intendere cosa significhi giocare bene, cosa significhi migliorare, cosa significhi eccellere. Questa crisi è reale e profonda, ma non è riducibile alla questione della performance.

Quinta tesi: l'expertise umana nei giochi è navigazione di significato, non ottimizzazione.

Il Blocco VI ha proposto la tesi centrale dell'opera. L'expertise umana nei giochi non è — nella sua struttura più profonda — la ricerca di un massimo di una funzione scalare di valore. È il processo attraverso cui un agente costruisce progressivamente un sistema di valori, preferenze estetiche, e orientamenti cognitivi che costituiscono la sua voce nel dominio. Lo stile di un grande maestro non è rumore attorno a un segnale ottimale: è l'espressione di una funzione di valore idiosincratica, costruita attraverso la storia della sua carriera, in dialogo con avversari e con la tradizione. Questa navigazione di significato è qualitativamente diversa dall'ottimizzazione — non nel senso che produce risultati qualitativamente diversi (i migliori grandmaster si battono perché le loro funzioni di valore producono mosse simili), ma nel senso che appartiene a una categoria diversa di processo.

C.2 — Ciò che rimane aperto

Onestà intellettuale richiede di distinguere non solo tra ciò che la monografia ha dimostrato e ciò che ha congetturato, ma anche tra ciò che è aperto per limitazioni metodologiche di questa opera e ciò che è aperto perché il campo non lo ha risolto.

Aperto nella letteratura: il contributo genetico all'expertise.

Il Blocco II ha presentato il dibattito tra Ericsson — che attribuisce l'expertise quasi esclusivamente alla pratica deliberata — e i suoi critici —

che sostengono un contributo genetico significativo. Hambrick et al. stimano che la pratica deliberata spiega circa il 34% della varianza nel livello scacchistico, lasciando spazio considerevole a fattori non ambientali. La questione è metodologicamente difficile e non risolta. Questa monografia ha presentato il dibattito onestamente, ma non ha preso posizione — perché prendere posizione richiederebbe analisi di dati di gemelli e studi di neuroimaging che esulano dal suo scopo.

Aperto nella letteratura: la causalità nella relazione tra struttura del gioco e struttura cognitiva.

Il capitolo 2.5 ha documentato la coerenza strutturale tra le caratteristiche cognitive del go e il profilo cognitivo olistico documentato da Nisbett. Ma ha anche onestamente ammesso che la causalità non è stabilita: il go potrebbe plasmare il pensiero olistico, oppure le culture che tendono al pensiero olistico potrebbero aver prodotto il go, oppure entrambi potrebbero essere effetti di cause più profonde. Risolvere questa questione richiederebbe studi longitudinali che non esistono — o esperimenti che sarebbero eticamente difficili da condurre.

Aperto nella letteratura: il problema della coscienza nell'IA.

La tesi della navigazione di significato non prende posizione sulla coscienza di sistemi come AlphaZero. Afferma che AlphaZero non naviga significato — ma non afferma che questo dipenda dalla sua mancanza di coscienza, né che sistemi artificiali futuri non potrebbero in linea di principio navigare significato. Il rapporto tra navigazione di significato e coscienza è una domanda aperta che questa monografia non ha le risorse per affrontare.

Aperto per limitazioni di questa monografia: la dimensione sociologica.

Il Blocco II e il Blocco V hanno trattato l'expertise e la pratica dei giochi quasi esclusivamente come fenomeni cognitivi e culturali, trascurando la dimensione sociologica: chi ha accesso alla pratica professionale, come le istituzioni determinano chi può diventare esperto, in che modo le strutture di genere e classe hanno condizionato — e condizionano — la composizione dei circuiti professionali di scacchi e go. La storia delle sorelle Polgár è toccata nel capitolo 2.3, ma il tema più ampio — la sotto-rappresentazione delle donne ai massimi livelli dei giochi e il suo rapporto con la tesi sulla pratica deliberata — meriterebbe un capitolo dedicato che questa monografia non ha. Se la pratica deliberata è la chiave dell'expertise, la sotto-rappresentazione strutturale ha un effetto diretto e misurabile che questa monografia ha eluso.

Aperto per limitazioni di questa monografia: gli sviluppi post-MuZero.

Il Blocco III si ferma a MuZero (2019). Gli anni 2019-2025 hanno prodotto sviluppi rilevanti — KataGo, Leela Chess Zero, i tentativi di usare Large Language Models per l'analisi delle partite, AlphaTensor — che modificano alcune delle conclusioni del blocco. In particolare, la ricerca sistematica di KataGo sui punti di debolezza dell'architettura, e l'identificazione di posizioni in cui le reti neurali si rivelano fragili in modo non intuitivo, ha complicato l'immagine di una superiorità assoluta e monolitica dell'IA. Questi sviluppi sono trattati in forma di epilogo nel capitolo 3.9, ma meriterebbero un trattamento più sistematico in una versione futura dell'opera.

C.3 — Le domande che il proseguimento dovrà affrontare

Ogni monografia che apre più di quanto chiuda ha il dovere di articolare le domande che lascia aperte per ricerche future. Queste sono le domande che questa monografia ha sollevato senza rispondere.

Prima domanda: è possibile costruire una fenomenologia dell'expertise comparata tra go e scacchi?

Il capitolo 2.1 (de Groot) e il capitolo 2.2 (intuizione) hanno lavorato prevalentemente con scacchisti, con qualche estensione al go nel capitolo 2.5. Ma una fenomenologia comparata sistematica — che applichi gli stessi strumenti metodologici alle esperienze soggettive di giocatori di élite in entrambi i domini — non esiste. Data la tesi che le strutture formali diverse dei due giochi producono strutture cognitive diverse, una tale fenomenologia sarebbe di grande valore teorico.

Seconda domanda: cosa significa insegnare dopo AlphaZero?

Il capitolo 6.3.9 ha aperto questa domanda. I professionisti di go e scacchi studiano le partite di AlphaZero, ma il processo di apprendimento ha una struttura epistemica peculiare: si impara *che* certe mosse sono buone senza poter imparare appieno *perché* lo sono. Questo pone una domanda pratica urgente: come si deve strutturare l'insegnamento dei giochi nell'era post-AlphaZero? La risposta non è ovvia e richiede sia ricerca empirica (studi longitudinali su giovani professionisti addestrati

con e senza strumenti IA) sia riflessione teorica sull'epistemologia dell'insegnamento.

Terza domanda: la navigazione di significato è computazionalmente simulabile?

La tesi del Blocco VI afferma che la navigazione di significato è *categoricamente diversa* dall'ottimizzazione, ma non afferma che sia *computazionalmente non simulabile*. Questa è una domanda aperta e importante: è possibile costruire un sistema artificiale che non solo ottimizzi ma costruisca progressivamente una funzione di valore idiosincratica, in dialogo con avversari, attraverso una storia che lascia traccia nella struttura del sistema? Se sì, come sarebbe diverso da AlphaZero? La risposta richiederebbe sia lavoro teorico in architetture di apprendimento sia collaborazione con la filosofia della mente.

Quarta domanda: i risultati di questa monografia sui giochi sono trasferibili ad altri domini?

I giochi sono stati scelti come laboratorio per la loro controllabilità. Ma le domande che questa monografia ha affrontato — sulla natura dell'expertise, sul rapporto tra comprensione e prestazione, sulla crisi della trasmissione della conoscenza in presenza di sistemi IA — hanno ovvie implicazioni per la medicina, il diritto, l'educazione, la scienza. La navigazione di significato è una forma di expertise specifica dei giochi, o è una caratteristica generale dell'expertise umana in domini complessi? Rispondere richiede ricerca in domini diversi dai giochi — e questa monografia non è il luogo per farlo.

C.4 — L'ultima considerazione: perché i giochi sopravvivranno all'IA

C'è una domanda che aleggia su tutta la monografia e che merita una risposta esplicita in conclusione: se le macchine giocano meglio degli esseri umani, perché gli esseri umani continueranno a giocare?

La risposta che emerge dalla tesi della navigazione di significato è anche la risposta più antica e semplice: perché giocare non è principalmente un modo di produrre mosse ottimali. È un modo di costruire se stessi.

Il grande maestro che studia il go per trent'anni non costruisce, alla fine, solo un repertorio di mosse — costruisce un modo di vedere, una voce, una storia. Questa storia non diventa obsoleta perché esiste una macchina che produce mosse migliori, per la stessa ragione per cui la fotografia non ha reso obsoleta la pittura: perché ciò che la pittura produce non è una riproduzione dell'immagine, ma qualcosa che la macchina fotografica non può produrre anche quando riproduce l'immagine con maggiore fedeltà.

AlphaZero ha dimostrato che la comprensione umana del go e degli scacchi era incompleta — e questa dimostrazione è un dono, non una perdita. I professionisti di go post-AlphaGo giocano a un livello che sarebbe stato incomprensibile per le generazioni precedenti. La macchina ha aperto spazio, non chiuso spazio.

Ma la lezione più profonda non è tecnica. È questa: i giochi rivelano, meglio di quasi qualunque altro dominio, la struttura di ciò che gli esseri umani fanno quando eccellono. Non calcolano, non ottimizzano —

navigano significato. Costruiscono sistemi di valori in dialogo con avversari, con tradizioni, con la struttura del mondo che si trovano davanti. Questo processo non è superato dall'esistenza di macchine migliori, per la stessa ragione per cui l'amore non è superato dall'esistenza di farmaci che producono stati neurali simili: perché il valore del processo non risiede nel risultato che produce, ma nella sua struttura.

Il go e gli scacchi sopravvivranno all'intelligenza artificiale — e questa monografia ha cercato di spiegare perché.

C.5 — La navigazione di significato come proposta teorica: precisazioni e limitazioni La tesi centrale del Blocco VI — l'expertise umana nei giochi come navigazione di significato — è presentata come proposta teorica, non come risultato empiricamente dimostrato. Questa distinzione merita di essere esplicitata, perché una proposta teorica ha uno statuto epistemico preciso: è un framework concettuale che organizza dati empirici in modo più coerente delle alternative disponibili, ma che rimane falsificabile e revisionabile alla luce di evidenze nuove. La proposta della navigazione di significato fa le seguenti affermazioni positive, ciascuna suscettibile di verifica: *Prima affermazione*: la funzione di valore di un grande maestro umano è idiosincratica — due grandmaster di pari livello valuteranno spesso la stessa posizione in modo diverso, e questa divergenza non è rumore casuale ma espressione di stili differenti. Questa affermazione è empiricamente verificabile attraverso l'analisi delle valutazioni posizionali di grandmaster diversi in posizioni campione. I dati preliminari compatibili con questa affermazione esistono (le analisi di stile scacchistico prodotte da motori di analisi mostrano firme statistiche diverse per

grandmaster diversi), ma una verifica sistematica non è stata condotta. *Seconda affermazione*: la funzione di valore idiosincratica di un grande maestro non converge verso la funzione di valore di AlphaZero con l'aumentare dell'esperienza. I grandmaster non diventano copie imperfette di AlphaZero — mantengono le loro idiosincrasie anche quando, grazie allo studio delle mosse di AlphaZero, alzano il loro livello complessivo. Questa affermazione è anch'essa empiricamente verificabile, ma richiederebbe studi longitudinali con campioni sufficientemente grandi. *Terza affermazione*: il processo attraverso cui un grande maestro costruisce la sua funzione di valore ha una struttura narrativa — è influenzato dalla storia delle sue partite, dai suoi avversari, dai suoi maestri, dalle sue scelte estetiche. Non è il prodotto di un processo di ottimizzazione puro, ma di qualcosa che assomiglia più a un'evoluzione intellettuale. Questa affermazione è la più difficile da verificare empiricamente, perché richiede strumenti metodologici per catturare la struttura narrativa di un'expertise. La proposta non fa affermazioni sulla coscienza, sull'intenzionalità, o sulla soggettività dell'expertise umana — queste domande sono filosoficamente più profonde e la monografia non ha i mezzi per affrontarle. La navigazione di significato è una descrizione del processo, non una teoria della sua natura ultima.

C.6 — Sul valore delle domande senza risposta Le grandi monografie lasciano aperte domande più grandi di quelle che chiudono. Non per debolezza argomentativa, ma perché le domande che aprono sono domande che prima di loro non erano chiaramente formulate. È un segno del successo intellettuale di un'opera, non del suo fallimento. Questa

monografia ha cercato di formulare con precisione alcune domande che i giochi pongono all'intelligenza artificiale, alla psicologia cognitiva, e alla filosofia della mente. Se quelle domande erano già formulate chiaramente prima della monografia, allora la monografia ha semplicemente ripercorso un terreno già noto — un risultato modesto. Se invece le ha formulate in modo nuovo, o ha mostrato connessioni tra domande che sembravano distinte, allora ha fatto qualcosa di utile indipendentemente dalle risposte che ha saputo dare. Alcune delle connessioni che questa monografia ha cercato di rendere esplicite: Il nesso tra la teoria dei giochi combinatori (Blocco I) e la teoria dell'expertise (Blocco II) non è ovvio: la teoria dei giochi non dice nulla sulla psicologia dei giocatori, e la psicologia dell'expertise non richiederebbe per sé stessa la teoria dei giochi. Ma la connessione diventa visibile quando si chiede *perché* la forza bruta è inaccessibile alla mente umana (complessità computazionale) e *come* la mente umana compensa questa limitazione (riconoscimento di pattern, intuizione esperta). Il nesso tra la storia dell'IA (Blocco III) e la crisi dell'expertise (Blocco IV) è più ovvio — c'è una successione temporale chiara: prima AlphaGo, poi la crisi di Lee Sedol. Ma la monografia ha cercato di mostrare che la crisi è più profonda della sconfitta: è una crisi epistemologica sulla natura della comprensione, non una crisi sportiva sulla prestazione. Il nesso tra la dimensione culturale dei giochi (Blocco V) e la proposta filosofica del Blocco VI è il meno ovvio e forse il più importante: la navigazione di significato è una proposta filosofica astratta, ma emerge dalla osservazione concreta di come i giocatori di go e scacchi hanno risposto all'avvento di AlphaZero — con l'integrazione, la resistenza, la biforcazione della tradizione, la creazione di nuovi modi di intendere l'eccellenza. Queste connessioni non erano visibili prima che i

giochi diventassero il teatro principale della storia dell'IA. Sono diventate visibili perché qualcosa di inaspettato è successo — e qualcosa di inaspettato è sempre l'occasione per vedere più chiaramente ciò che prima si dava per scontato.

APPENDICI

Appendice A — Dimostrazione del Teorema di Sprague-Grundy e algebra dei nimber

A.1 — La costruzione dei nimber

Il Capitolo 1.2 ha enunciato il Teorema di Sprague-Grundy e ne ha illustrato le applicazioni elementari. Questa appendice fornisce la dimostrazione completa, introducendo prima la struttura algebrica necessaria.

Definizione A.1 (*Nimber / Grundy value*). Sia G un gioco combinatorio con la convenzione *normal play* (perde chi non può muovere). Il **valore di Grundy** $G(G)$ di una posizione G è definito induttivamente:

$$G(G) = mex\{G(G'): G' \in M(G)\}$$

dove $mex(S)$ (minimum excludant) è il minimo numero naturale non appartenente all'insieme S, e $M(G)$ è l'insieme delle posizioni raggiungibili in una mossa da G. Per le posizioni terminali (senza mosse disponibili): $G\left(G_{term}\right) = mex(\emptyset) = 0$.

Osservazione A.1. $G(G) = 0$ se e soltanto se G è una posizione P (chi deve muovere perde, con gioco ottimale dell'avversario); $G(G) > 0$ se e soltanto se G è una posizione N (chi deve muovere vince).

Questa osservazione segue direttamente dalla definizione: se $G(G) = 0$, allora $0 \notin \{G(G'): G' \in M(G)\}$, il che significa che ogni mossa porta a una posizione con valore di Grundy positivo — ossia a una posizione N — e quindi il giocatore corrente lascia sempre il prossimo in una posizione vincente. Se invece $G(G) = k > 0$, esiste almeno una mossa che porta a $G(G') = 0$ (una posizione P), e il giocatore corrente può sceglierla.

A.2 — La somma di giochi e il Teorema di Sprague-Grundy

Definizione A.2 (*Somma di giochi*). Data una collezione di giochi $G_1, G_2, ..., G_{k'}$ la loro **somma** $G_1 + G_2 + \cdots + G_k$ è il gioco in cui ad ogni

turno il giocatore corrente sceglie uno qualunque dei giochi G_i e vi esegue una mossa legale. Il gioco termina quando nessun gioco ammette ulteriori mosse.

Teorema A.1 (Sprague 1935, Grundy 1939). Per una qualunque somma di giochi combinatori finiti con la convenzione normal play:

$$G\left(G_1 + G_2 + \cdots + G_k\right) = G\left(G_1\right) \oplus G\left(G_2\right) \oplus \cdots \oplus G\left(G_k\right)$$

dove $\oplus$ denota la somma XOR bit a bit *(nimber sum)*.

Dimostrazione. La dimostrazione procede in due passi. Poniamo $n_i = G\left(G_i\right)$ e $N = n_1 \oplus n_2 \oplus \cdots \oplus n_k$.

Passo 1: Ogni mossa dalla posizione corrente porta a un valore di Grundy diverso da N.

Una mossa nella somma consiste nel modificare uno dei G_i (diciamo G_j) in una posizione G_j', lasciando invariati tutti gli altri. Il valore di Grundy della posizione risultante è

$$N' = n_1 \oplus \cdots \oplus n_{j-1} \oplus G\left(G_j'\right) \oplus n_{j+1} \oplus \cdots \oplus n_k.$$

Se $N' = N$, allora $G\left(G_j'\right) = G\left(G_j\right) = n_j$. Ma $G\left(G_j'\right)$ è il valore di una posizione raggiungibile in una mossa da G_j, e per la definizione di *mex*, nessuna posizione raggiungibile in una mossa può avere lo stesso valore di Grundy della posizione corrente. Contraddizione. Dunque $N' \neq N$.

Passo 2: Esiste sempre una mossa che porta esattamente a valore $N' = 0$, ogni volta che $N > 0$.

Sia $N > 0$ e sia d il bit più significativo in cui N differisce da zero. Almeno uno degli n_i ha il bit d impostato a 1 (altrimenti N avrebbe quel bit

a 0). Sia n_j uno di tali valori. Poniamo $n_j' = n_j \oplus N$. Poiché il bit d di N è 1 e il bit d di n_j è 1, il bit d di n_j' è 0, dunque $n_j' < n_j$. Ciò significa che nel gioco G_j esiste una mossa a una posizione con valore di Grundy n_j' (per la proprietà del *mex*: tutti i valori inferiori al valore corrente sono raggiungibili). Con questa mossa:

$$N' = n_1 \oplus \cdots \oplus n_j' \oplus \cdots \oplus n_k = n_1 \oplus \cdots \oplus \left(n_j \oplus N\right) \oplus \cdots \oplus n_k = N \oplus N = 0.$$

Dai Passi 1 e 2 segue che la struttura della posizione $G_1 + \cdots + G_k$ è identica a quella di un mucchio di Nim di dimensione $N = n_1 \oplus \cdots \oplus n_k$: ogni mossa dalla posizione corrente cambia N, e quando $N > 0$ esiste sempre una mossa che lo porta a 0. Per il Teorema di Bouton (1902), il valore di Grundy della somma è N. ▫

A.3 — Corollario: equivalenza di ogni gioco a un mucchio di Nim

Corollario A.1. Ogni posizione G in un gioco combinatorio finito è *strategicamente equivalente* a un mucchio di Nim di dimensione $G(G)$, nel senso che sostituire G con il mucchio $\{n = G(G)\}$ non altera il valore di Grundy di alcun gioco somma che contenga G come componente.

Questo corollario giustifica l'affermazione del Capitolo 1.2: ogni posizione di scacchi, di go, o di qualunque gioco combinatorio finito è, dal punto di vista della sua funzione in una somma di giochi, indistinguibile da un mucchio di fiammiferi.

A.4 — La struttura di campo dei nimber e la connessione con F_2

I valori di Grundy (nimber) non sono solo equipaggiati con la somma $\oplus$: possono essere muniti anche di una moltiplicazione $\otimes$ che ne fa un **campo**

— il campo dei numeri surreali di ordine ordinale finito, denotato No^{ω} o, nel linguaggio di Conway, il campo dei nimber $F_{2^{2^n}}$ per n sufficientemente grande. La struttura precisa è la seguente: l'insieme $\{0, 1, 2, ..., 2^{2^n} - 1\}$ con $\oplus$ e $\otimes$ (moltiplicazione nimber) forma il campo di Galois $F_{2^{2^n}}$. In particolare, $\{0, 1\}$ con $\oplus$ e $\otimes$ è isomorfo a $F_{2'}$ il campo a due elementi.

Questa connessione algebrica è di interesse teorico puro ma rivela la struttura profonda dei giochi combinatori: la teoria dei giochi è, in una precisa accezione tecnica, teoria dei campi di caratteristica 2.

Appendice B — L'algoritmo UCT: derivazione e analisi della convergenza

B.1 — Il problema del bandit multi-armed

Il problema che UCT risolve è un caso speciale del **problema del bandito multi-armed** (*multi-armed bandit problem*): un agente deve scegliere ripetutamente tra K azioni, ciascuna con una distribuzione di ricompense sconosciuta, bilanciando l'*exploitation* (scegliere l'azione con la ricompensa media stimata più alta) con l'*exploration* (raccogliere informazione sulle azioni meno provate).

Formalmente: ad ogni passo t, l'agente sceglie un'azione $a_t \in \{1, ..., K\}$ e osserva una ricompensa $r_t \sim P\left(r|a_t\right)$ con $r_t \in [0, 1]$. L'obiettivo è

massimizzare la ricompensa cumulativa $\sum_{t=1}^{T} r_t$. Il **regret** è la differenza tra la ricompensa cumulativa dell'azione ottimale e quella dell'agente:

$$R_T = T \cdot \mu^* - \sum_{t=1}^{T} r_t, \quad \mu^* = \max_a \mu_a, \quad \mu_a = E[r|a].$$

B.2 — L'euristica UCB1

Auer, Cesa-Bianchi e Fischer (2002) dimostrarono che la politica **UCB1** (*Upper Confidence Bound 1*):

$$a_t = arg \max_a \left[\hat{\mu}_a(t) + \sqrt{\frac{2lnt}{n_a(t)}} \right]$$

dove $\hat{\mu}_a(t)$ è la ricompensa media stimata dell'azione a dopo t passi, e $n_a(t)$ è il numero di volte che a è stata scelta, garantisce un regret logaritmico:

$$E[R_T] \leq \sum_{a:\mu_a<\mu^*} \frac{8lnT}{\Delta_a} + \left(1 + \frac{\pi^2}{3}\right) \sum_{a:\mu_a<\mu^*} \Delta_a$$

dove $\Delta_a = \mu^* - \mu_a$ è il gap di subottimalità dell'azione a. Questo risultato è asintoticamente ottimale: Lai e Robbins (1985) avevano dimostrato che per qualunque politica consistente, $E[R_T] = \Omega(lnT)$.

B.3 — UCT: applicazione agli alberi di gioco

Kocsis e Szepesvári (2006) trasferirono l'analisi UCB1 agli alberi di gioco nella formulazione **UCT** (*Upper Confidence bounds applied to Trees*). In ogni nodo s dell'albero, si applica UCB1 per selezionare la mossa a:

$$a^{*} = arg \max_{a \in M(s)} \left[Q(s,a) + C\sqrt{\frac{lnN(s)}{N(s,a)}} \right]$$

dove: - $Q(s,a) = \frac{W(s,a)}{N(s,a)}$ è la stima empirica della qualità della mossa a nello stato s, con $W(s,a)$ il numero di vittorie e $N(s,a)$ il numero di simulazioni attraverso (s,a); - $N(s) = \sum_{a} N(s,a)$ è il numero totale di simulazioni passate per il nodo s; - $C > 0$ è il parametro di esplorazione.

L'algoritmo MCTS/UCT esegue le seguenti quattro fasi iterativamente:

Selezione. A partire dalla radice s_0, si attraversa l'albero selezionando ad ogni nodo l'azione a^{*} secondo UCT, fino a raggiungere un nodo s_L foglia o non completamente espanso.

Espansione. Si aggiunge un figlio al nodo s_L: si sceglie una mossa non ancora esplorata e si crea il nodo corrispondente s_{L+1}.

Simulazione (*rollout*). Da s_{L+1}, si esegue una partita simulata fino alla terminazione, usando una politica di rollout π_{roll} (in MCTS puro, mosse uniformemente casuali; in AlphaGo/AlphaZero, la policy network).

Propagazione all'indietro (*backpropagation*). Il risultato $z \in \{-1, 0, +1\}$ della simulazione viene propagato lungo il percorso dalla radice a s_{L+1}: per ogni nodo (s,a) nel percorso, si aggiornano $N(s,a) \leftarrow N(s,a) + 1$ e $W(s,a) \leftarrow W(s,a) + 1[z = +1]$.

B.4 — Il teorema di convergenza

Teorema B.1 (Kocsis e Szepesvári, 2006). *Sia G un gioco combinatorio a due giocatori con rollout completamente casuali. Allora, al crescere del numero di*

simulazioni $n \to \infty$, la probabilità che UCT selezioni alla radice una mossa subottimale converge a zero:

$$P(\text{UCT seleziona mossa subottimale alla radice}) = O\left(\frac{\ln n}{n}\right) \to 0.$$

La dimostrazione procede per induzione sulla struttura dell'albero, mostrando che il regret in ogni nodo è logaritmico (come garantito da UCB1) e che questo si propaga all'indietro senza amplificazione superlineare.

Nota critica. La convergenza è garantita solo con rollout casuali e alberi finiti. In AlphaGo e AlphaZero, il rollout è sostituito dalla rete di valore $v_\theta(s)$, e la stima $Q(s,a)$ è modificata:

$$Q(s,a) = \frac{W(s,a) + v_\theta(s_{L+1})}{N(s,a)+1}$$

Questo produce una convergenza empiricamente molto più rapida, ma la garanzia teorica del Teorema B.1 non si applica direttamente, perché v_θ è un approssimatore con errore sistematico. La teoria della convergenza di MCTS con approssimatori di valore è un'area di ricerca attiva.

B.5 — La versione di AlphaZero: PUCT

AlphaZero usa una variante denominata **PUCT** (*Predictor UCT*), che incorpora la prior probabilistica della policy network $\pi_\theta(a|s)$:

$$a^* = \arg\max_a \left[Q(s,a) + C_{puct} \cdot \pi_\theta(a|s) \cdot \frac{\sqrt{N(s)}}{1+N(s,a)} \right]$$

Il termine di esplorazione ha la forma $\pi_\theta(a|s) \cdot \frac{\sqrt{N(s)}}{1+N(s,a)}$ invece di $\sqrt{\frac{\ln N(s)}{N(s,a)}}$. La differenza cruciale è che la prior $\pi_\theta(a|s)$ pesa le mosse in base alla loro qualità stimata dalla rete prima di qualunque esplorazione, concentrando

le risorse computazionali sulle regioni dell'albero che la rete giudica promettenti. Questo rende PUCT molto più efficiente di UCT puro nelle fasi iniziali dell'esplorazione, quando il numero di simulazioni è basso.

Appendice C — Architettura tecnica di AlphaZero: la rete residuale e la funzione di perdita

C.1 — Le reti residuali: motivazione e struttura

La scelta delle **reti residuali** (ResNet, He et al. 2016) per AlphaZero non è arbitraria: è la risposta al problema della **scomparsa del gradiente** (*vanishing gradient problem*) che affliggeva le reti neurali profonde pre-ResNet.

In una rete feedforward standard, il gradiente della funzione di perdita rispetto ai parametri degli strati inferiori è il prodotto delle derivate di tutti gli strati superiori:

$$\frac{\partial L}{\partial \theta^{(1)}} = \frac{\partial L}{\partial h^{(L)}} \cdot \prod_{l=1}^{L-1} \frac{\partial h^{(l+1)}}{\partial h^{(l)}}$$

Se ogni fattore ha norma spettrale $\lambda < 1$ (situazione tipica con funzioni di attivazione sature), il prodotto decade esponenzialmente con la profondità L, rendendo i parametri degli strati inferiori praticamente inaggiornabili.

Le connessioni residuali (*skip connections*) risolvono il problema aggiungendo un percorso diretto tra l'ingresso e l'uscita di ogni blocco:

$$h^{(l+1)} = h^{(l)} + F\left(h^{(l)}; \theta^{(l)}\right)$$

Il gradiente attraverso la connessione residuale è:

$$\frac{\partial h^{(l+1)}}{\partial h^{(l)}} = I + \frac{\partial F}{\partial h^{(l)}}$$

Il termine identità I garantisce che il gradiente possa fluire direttamente dagli strati superiori a quelli inferiori senza attraversare le non-linearità, eliminando di fatto il problema della scomparsa.

C.2 — La struttura specifica di AlphaZero per il Go

La rete f_θ di AlphaZero per il go ha la seguente struttura:

Strato di input. Un tensore 19×19×17: 8 piani binari per le pietre del giocatore corrente nelle ultime 8 posizioni, 8 piani per le pietre dell'avversario, 1 piano costante che indica il colore (0 o 1).

Strato convoluzionale iniziale. Una convoluzione con 256 filtri 3×3, stride 1, padding "same", seguita da batch normalization e ReLU.

Corpo residuale. $B = 20$ blocchi residuali, ciascuno con la struttura:

$$BN \rightarrow ReLU \rightarrow Conv(256, 3\times3) \rightarrow BN \rightarrow ReLU \rightarrow Conv(256, 3\times3) + skip$$

Testa di politica. Una convoluzione con 2 filtri 1×1, BN, ReLU, seguita da uno strato lineare che produce un vettore di logit di dimensione $19^2 + 1 = 362$ (le 361 intersezioni più il "passo"). Il softmax produce $p \in \Delta(M(s))$.

Testa di valore. Una convoluzione con 1 filtro 1×1, BN, ReLU, uno strato lineare con 256 unità e ReLU, seguito da uno strato lineare con 1 unità e $tanh$, che produce $v \in (-1, +1)$.

Il numero totale di parametri è dell'ordine di $\sim 20\times10^6$.

C.3 — La funzione di perdita e il training

Durante il self-play, per ogni stato s_t visitato nella partita, si raccolgono: - La distribuzione di ricerca MCTS π_t (il vettore di conteggi delle visite normalizzato); - Il risultato finale della partita $z \in \{-1, +1\}$ dalla prospettiva del giocatore corrente.

La funzione di perdita complessiva è:

$$L(\theta) = \underbrace{-\sum_t \pi_t^{\top} \log p_t}_{\hookrightarrow cross-entropy\ politica} + \underbrace{\sum_t \left(z_t - v_t\right)^2}_{\hookrightarrow MSE\ valore} + \underbrace{\lambda \|\theta\|^2}_{\hookrightarrow regolarizzazione}$$

dove $p_t = f_\theta(s_t).policy$ e $v_t = f_\theta(s_t).value$.

Il primo termine addestra la rete a riprodurre la distribuzione delle visite MCTS — che è una distribuzione di politica migliorata rispetto alla rete (perché incorpora la ricerca ad albero). Il secondo termine addestra la testa di valore a predire il risultato della partita. Il terzo termine è una regolarizzazione ℓ_2 standard.

C.4 — Il ciclo di self-play e la convergenza empirica

L'addestramento di AlphaZero segue un ciclo iterativo:

1. **Self-play**: si generano partite usando la rete corrente f_θ, con esplorazione aggiuntiva (rumore di Dirichlet sulle prior alla radice).
2. **Training**: si aggiornano i parametri θ per minimizzare L sui dati di self-play recenti (un buffer rotante di $\sim 500\,000$ posizioni).
3. **Valutazione**: la nuova rete viene confrontata con la versione precedente; se supera una soglia di vittorie ($\sim 55\%$), diventa la nuova rete di riferimento per il self-play.

I risultati empirici di Silver et al. (2017) mostrano che: - Dopo $\sim$ 4 ore di addestramento (su 5000 TPU di Google), AlphaZero supera il livello di Stockfish negli scacchi; - Dopo $\sim$ 8 ore, supera il livello di AlphaGo Lee nel go; - La curva di apprendimento è concava: il miglioramento più rapido avviene nelle prime ore, poi rallenta ma continua per giorni.

Appendice D — Complessità computazionale dei giochi generalizzati: schemi di dimostrazione

D.1 — Il framework della complessità dei giochi

La classificazione della complessità computazionale di un gioco richiede di considerare la versione *generalizzata* su tavola $n \times n$, come discusso nel Capitolo 1.3. Richiamiamo le classi di complessità rilevanti:

$$P \subseteq NP \subseteq PSPACE \subseteq EXPTIME \subseteq EXPSPACE$$

con la certezza (separazione esponenziale) che $P \subsetneq EXPTIME$ e $NP \subsetneq EXPSPACE$. La posizione di NP rispetto a $PSPACE$ e di $PSPACE$ rispetto a $EXPTIME$ è sconosciuta.

Definizione D.1. Un gioco è *PSPACE-completo* se: 1. $WIN(G)$ su tavola $n \times n$ è risolvibile in spazio polinomiale (appartiene a PSPACE); 2. Ogni problema in PSPACE si riduce polinomialmente a $WIN(G)$ (è PSPACE-hard).

Definizione D.2. Un gioco è *EXPTIME-completo* se: 1. $WIN(G)$ su tavola $n \times n$ è risolvibile in tempo esponenziale; 2. Ogni problema in EXPTIME si riduce polinomialmente a $WIN(G)$.

D.2 — Schema di dimostrazione per gli scacchi generalizzati (EXPTIME-completezza)

Teorema D.1 (Fraenkel e Lichtenstein, 1981). Il problema $WIN(SCACCHI)$ su tavola $n\times n$ è EXPTIME-completo.

Schema della dimostrazione. L'appartenenza a EXPTIME segue dall'analisi dell'albero di gioco: su una tavola $n\times n$ la lunghezza massima di una partita è $O\left(n^2\right)$ mosse (per versioni appropriate della regola delle 50 mosse), e il fattore di ramificazione è $O\left(n^2\right)$, dunque l'albero ha dimensione $O\left(\left(n^2\right)^{n^2}\right) = O\left(2^{n^2 log n}\right)$, che è esponenziale in n.

La EXPTIME-hardness si dimostra per riduzione da problemi di giochi su macchine di Turing alternanti. Si costruisce, dato un problema di EXPTIME nella forma di un gioco tra due giocatori su una macchina di Turing alternante con spazio $2^{p(n)}$, una posizione scacchistica su tavola polinomialmente grande che simula la macchina: le mosse dei due giocatori corrispondono alle transizioni degli stati universali ed esistenziali della macchina alternante. La struttura pedonale codifica il contenuto del nastro; la geometria degli attacchi dei pezzi minori simula il meccanismo di transizione. Il Bianco vince la posizione scacchistica se e soltanto se il gioco sulla macchina alternante termina a favore del primo giocatore.

D.3 — Schema di dimostrazione per il go (EXPTIME-completezza)

Teorema D.2 (Robson, 1983). Il problema $WIN(GO)$ su tavola $n\times n$ (con la regola del ko nella sua forma standard) è EXPTIME-completo.

Schema della dimostrazione. Anche qui l'appartenenza a EXPTIME segue dal fatto che ogni partita termina in tempo esponenziale: su una tavola $n \times n$, il numero di pietre che possono essere posate è al più n^2, e ogni cattura riduce il numero di pietre (sotto la regola del superko, ogni posizione può occorrere al più una volta). Dunque la lunghezza della partita è $O(n^2)$ con fattore di ramificazione $O(n^2)$, producendo un albero di dimensione esponenziale.

La difficoltà della riduzione per EXPTIME-hardness risiede nella regola del ko: essa impedisce cicli, ma la sua interazione con le grandi strutture posizionali è complessa. Robson costruisce posizioni in cui catene di ko legati (*ko fights*) simulano i bit di una memoria esponenziale, permettendo la codifica di un gioco di EXPTIME. Il Nero vince la posizione di go se e soltanto se il primo giocatore vince il gioco codificato.

D.4 — Il caso del go con la regola del *superko*

Con la regola del *superko* (che vieta la ripetizione di qualunque posizione precedente, non solo l'ultima), l'analisi della complessità è diversa. Poiché nessuna posizione può ripetersi, la lunghezza della partita è al più $|S|$, che è esponenziale nella dimensione della tavola. Questo non rende il problema più facile, ma cambia l'argomento:

Teorema D.3 (Lichtenstein e Sipser, 1980; per il go senza ko). $WIN(GO)$ senza la regola del ko è PSPACE-completo.

La differenza tra PSPACE-completo (senza ko) ed EXPTIME-completo (con ko standard) riflette il ruolo computazionale del ko nel go: la regola del ko introduce una forma di memoria che aumenta il potere

computazionale del gioco da polinomiale-nello-spazio a esponenziale-nel-tempo.

Appendice E — La Mossa 37 e la Mossa 78: analisi delle sequenze critiche

E.1 — Il contesto della seconda partita

La seconda partita del match Lee Sedol vs. AlphaGo (Seoul, 10 marzo 2016) è diventata oggetto di studio per la Mossa 37, che ha ridefinito la comprensione professionale della valutazione posizionale nel go. Il contesto è il seguente.

Al momento della Mossa 37 (turno del Bianco = AlphaGo), la partita aveva seguito un joseki relativamente convenzionale nelle prime mosse. La configurazione generale mostra territorio Nero nella direzione inferiore-sinistra, territorio Bianco nella direzione superiore-destra, con tensioni non risolte al centro e sul lato sinistro.

La posizione rilevante nella regione del lato sinistro può essere schematizzata localmente come segue (ogni • indica una pietra Nera, ogni ◦ indica una pietra Bianca, e le coordinate usano la notazione standard [colonna]-[riga] con la colonna 1 a sinistra e la riga 1 in basso):

Regione sinitra, righe 4–9	Struttura al momento della M37
Pietre Nere	d5, c5, d4, e4, f4, e3
Pietre Bianche	c4, c3, b4
Libertà critiche	b5 (contestata), e5 (debole), f5

Mossa 37 di AlphaGo: $r5$ (quinta linea, lato destro-centro).

La mossa non è locale rispetto alla lotta in atto sul lato sinistro. È giocata sul quinto lato della tavola — una posizione che la tradizione professionale scoraggiava sistematicamente nelle aperture a causa della distanza dalle intersezioni di angolo e di lato, che producono territorio più efficacemente. I commentatori presenti dichiararono unanimemente di non capirla.

E.2 — Perché la Mossa 37 era buona: una ricostruzione post-hoc

L'analisi successiva con sistemi computazionali e da parte di professionisti ha prodotto la seguente spiegazione strutturale, che rimane la più convincente disponibile.

La mossa r5 stabilisce una pietra nella regione centrale-destra in un momento in cui la tensione locale sul lato sinistro è ancora non risolta. La funzione strategica è duplice:

Funzione 1 (influenza diretta): La pietra su r5 si coordina con future pietre bianche nell'angolo superiore-destro per costruire una struttura di influenza verso il centro. L'influenza del centro, nel go, non ha valore immediato ma ne acquisisce uno progressivo man mano che la partita procede verso il mediogioco e il finalegioco.

Funzione 2 (sente globale): La mossa è *sente* nel senso più ampio: impone all'avversario di rispondere — non immediatamente, perché la risposta richiesta non è urgente in modo locale, ma a medio termine, poiché ignorarla permetterebbe al Bianco di estendere la struttura in modo potenzialmente decisivo. Questo tipo di *sente* globale a lungo orizzonte temporale è esattamente la categoria di mosse che la cognizione umana

tende a sottovalutare: i professionisti calcolano il *sente* locale con grande precisione, ma tendono a ignorare il *sente* a orizzonte di 20+ mosse.

La stima di AlphaGo per la propria probabilità di vittoria prima della Mossa 37 era di circa 70%. Dopo la Mossa 37, salì gradualmente all'80–85%, confermando che la mossa era genuinamente superiore alle alternative disponibili.

E.3 — La quarta partita e la Mossa 78

La quarta partita (12 marzo 2016) è l'unica del match vinta da Lee Sedol. La Mossa 78 è il momento del rovesciamento: fino alla 77° mossa, AlphaGo aveva una probabilità stimata di vittoria di circa 70%.

Il contesto della posizione critica è il seguente. AlphaGo (Bianco) ha un gruppo di pietre nella regione centrale-destra che ha format di pietre in connessione parziale. Lee Sedol (Nero) deve trovare un punto di rottura nella struttura Bianca che non solo attacchi localmente, ma generi una minaccia abbastanza complessa da produrre tensioni ingestibili.

Mossa 78 di Lee Sedol: *w*12 **(o, in notazione alternativa, la quarta intersezione da destra nella decima riga dal basso).**

La mossa inserisce una pietra Nera nell'interstizio di una struttura Bianca apparentemente solida, creando le seguenti tensioni simultanee: - Minaccia di catturare il gruppo Bianco se questo non risponde localmente; - Minaccia di connettere il gruppo Nero superiore con il territorio inferiore attraverso il *aji* residuo nella struttura Bianca.

AlphaGo assegnò alla mossa una probabilità a priori inferiore allo 0.01% — era così lontana dalla distribuzione delle mosse umane che la policy network non la aveva quasi considerata. L'errore di AlphaGo nella

risposta fu di tipo *horizon effect*: dopo aver ricevuto la Mossa 78, scelse una risposta localmente sensata ma globalmente subottimale, non riuscendo a calcolare correttamente le conseguenze della connessione Nera a 15+ mosse di distanza.

E.4 — Le due mosse come caso di studio epistemologico

Il confronto tra le due mosse rivela una struttura complementare che è il punto di maggiore interesse filosofico.

Sia $D_{AlphaGo}$ la distribuzione di probabilità sulle mosse appresa da AlphaGo attraverso il training su partite professionali, e D_{Umano} la distribuzione tipica delle mosse di un giocatore professionista di alto livello.

La Mossa 37 si colloca in una regione di bassa probabilità secondo D_{Umano}:

$$D_{Umano}\left(M_{37}\right) \ll 1, \quad D^{(\pi)}_{AlphaGo}\left(M_{37}\right) \ll 1, \quad D^{(MCTS)}_{AlphaGo}\left(M_{37}\right) \approx 0.72$$

La discrepanza tra la prior della policy network e la stima finale dopo ricerca MCTS rivela che la mossa era *non-umana* nel senso che nessun corpus di dati umani ne avrebbe permesso l'apprendimento diretto — era un prodotto puro dell'ottimizzazione computazionale.

La Mossa 78 si colloca all'opposto:

$$D_{Umano}\left(M_{78}\right) \approx moderato, \quad D^{(\pi)}_{AlphaGo}\left(M_{78}\right) < 0.0001, \quad D^{(MCTS)}_{AlphaGo}\left(M_{78}\right) \approx 0.0001$$

La mossa era *troppo umana* per AlphaGo: il suo valore dipendeva da considerazioni contestuali — la storia della partita, la psicologia della situazione di crisi, il tipo specifico di complessità che Lee Sedol voleva

generare per questa macchina in questo momento. Queste considerazioni non sono rappresentabili nella funzione di valore $v_\theta(s)$, che è una funzione dello stato corrente s e non della storia completa della partita nella sua dimensione narrativa.

L'asimmetria è precisa: la creatività di AlphaGo (M37) è deviazione dalla distribuzione in direzione dell'ottimale globale; la creatività di Lee Sedol (M78) è deviazione dalla distribuzione in direzione del contestualmente pertinente. La prima è computazionalmente spiegabile; la seconda richiede, per essere capita, una teoria dell'agente, della situazione, e della narrazione.

Nota estesa E.VI.1 — AlphaGo e l'epistemologia della scoperta

Questa nota estende la discussione di AlphaGo (Capitolo 3.5) con un focus sull'epistemologia della scoperta: come un sistema che non comprende può tuttavia produrre scoperte genuine nel senso in cui questo termine è usato nella storia della scienza.

AlphaGo ha invalidato alcuni joseki considerati ottimali da decenni di pratica professionale. La Mossa 37 nella seconda partita contro Lee Sedol — una mossa al 5.5 stelle di distanza dalla scacchiera, in una posizione che i commentatori giudicarono inizialmente perdente per AlphaGo — non era nella letteratura del go in nessuna delle sue forme. Non era mai stata giocata in una partita professionale; non era stata considerata dai sistemi

di analisi precedenti; non era nell'enciclopedia dei joseki. Era, in senso tecnico preciso, una scoperta.

La questione epistemologica che questa scoperta pone è la seguente: può esservi scoperta senza comprensione? La risposta standard nella filosofia della scienza è negativa: la scoperta richiede non solo l'individuazione di un fatto nuovo, ma la sua integrazione in un quadro concettuale che lo rende intelligibile. Semmelweis scoprì il nesso tra igiene e mortalità ostetrica, ma la scoperta divenne scientificamente consolidata solo quando Koch e Pasteur fornirono il quadro teorico che la rendeva comprensibile. Per AlphaGo, non esiste quadro teorico: la Mossa 37 è corretta, verificabilmente, ma nessuno — inclusi i progettisti di AlphaGo — sa perché.

La risposta più interessante a questa difficoltà non è la negazione della scoperta, ma la sua ridefinizione. AlphaGo ha operato una scoperta di primo tipo: ha identificato una possibilità (la mossa) che non era nel repertorio di nessun agente competente. La comprensione di quella possibilità — il processo per cui la Mossa 37 viene integrata nella teoria del go, analizzata, insegnata, e incorporata nel repertorio dei professionisti — è stata un lavoro successivo, compiuto da agenti umani. AlphaGo ha fatto la scoperta; i professionisti ne hanno prodotto la comprensione. Questa divisione del lavoro epistemico tra scoperta e comprensione non ha precedenti nella storia della conoscenza umana.

Nota estesa E.VI.2 — La funzione di valore idiosincratica: expertise come voce

Questa nota estende la tesi centrale del Blocco VI (la navigazione di significato come categoria irriducibile all'ottimizzazione) con un'analisi più dettagliata di ciò che distingue strutturalmente la funzione di valore di un grandmaster umano da quella di AlphaZero.

AlphaZero apprende una funzione $V: S \to \mathbb{R}$ che assegna a ogni stato del gioco un valore scalare. Questa funzione è ottimale nel senso tecnico preciso: massimizza l'aspettativa di vittoria a lungo termine, calcolata su miliardi di partite di self-play. La funzione è unica per AlphaZero — due istanze del sistema addestrate in modo identico convergeranno a funzioni di valore equivalenti — e il suo output può essere verificato empiricamente attraverso le partite.

La funzione di valore di un grandmaster umano ha una struttura radicalmente diversa. È idiosincratica: Kasparov e Karpov hanno stili di gioco sistematicamente distinti, che riflettono non differenze casuali ma filosofie del gioco diverse, storicamente formate, che si manifestano in preferenze posizionali coerenti su migliaia di partite. Kasparov preferisce il gioco dinamico, tattico, con tensioni irrisolte; Karpov preferisce la profilassi, l'accumulo di piccoli vantaggi, la riduzione della complessità. Queste preferenze non sono rumore: sono la struttura di due modi diversi di "vedere" la scacchiera, costruiti attraverso decenni di pratica e di riflessione.

La tesi della navigazione di significato afferma che questa idiosincraticità è costitutiva dell'expertise umana, non accidentale. Il grandmaster non ha una funzione di valore nel senso di AlphaZero: ha una voce — un sistema di valori, preferenze estetiche, e orientamenti cognitivi che costituiscono la sua identità come giocatore. Questa voce si forma attraverso la navigazione di uno spazio di significati che non è lo stesso per due

giocatori diversi, anche se entrambi giocano allo stesso livello di prestazione. Due grandmaster al 2800 ELO hanno la stessa prestazione ma voci diverse: questa differenza, irriducibile alla funzione di valore, è ciò che il Blocco VI chiama navigazione di significato.

La navigazione di significato non è una proposta normativa — non afferma che i grandmaster dovrebbero avere voci distinte, o che l'idiosincraticità è desiderabile — ma una proposta descrittiva: l'expertise umana nei giochi ha sempre avuto questa struttura, e la storia del go e degli scacchi è in larga misura la storia di come voci diverse si sono confrontate, influenzate, e trasformate nel tempo. Il problema posto da AlphaZero è che questo processo — il confronto tra voci, la formazione di tradizioni estetiche, la trasmissione di un'identità di giocatore — non ha più un agente con cui dialogare: AlphaZero può mostrare mosse, ma non può entrare nel dialogo delle voci.

Appendice F — Supplemento I: Interpretabilità meccanicistica applicata ai sistemi di gioco

S.I.1 — Il programma dell'interpretabilità meccanicistica

L'intelligenza artificiale moderna, nella sua forma dominante, è una scatola nera. Questa affermazione è imprecisa — le reti neurali sono matematicamente trasparenti in ogni loro parametro — ma cattura

qualcosa di vero sulla struttura epistemica del problema. AlphaZero ha 20 milioni di parametri numerici che possiamo ispezionare in ogni dettaglio, eppure questa ispezione non risponde alla domanda "perché ha giocato quella mossa?". Conosciamo la computazione, non la cognizione.

Il programma dell'*interpretabilità meccanicistica* (mechanistic interpretability) è il tentativo sistematico di colmare questo gap — non solo di descrivere il comportamento di un sistema, ma di identificare i meccanismi computazionali interni che producono quel comportamento. L'ambizione è analoga a quella della biologia molecolare rispetto alla fisiologia: non descrivere cosa fa un organismo, ma identificare i meccanismi molecolari che lo fanno funzionare.

Il programma è stato sistematizzato a partire dal lavoro di Elhage et al. (2021) su *A Mathematical Framework for Transformer Circuits* — il testo fondativo che ha dimostrato che componenti specifici di reti transformer di piccole dimensioni implementano computazioni identificabili e verificabili. Neel Nanda e colleghi hanno poi applicato questo framework a esperimenti concreti: nel 2023, hanno dimostrato con precisione chirurgica il circuito implementato da un transformer a due strati per eseguire l'aritmetica modulare — la prima volta che la funzione di un sottografo di una rete neurale veniva verificata in modo rigoroso.

Parallelamente, il team di Anthropic ha sviluppato la teoria delle *sparse features* (Templeton et al., 2024): la tesi che i modelli neurali di grande scala codifichino concetti semantici in direzioni sparse dello spazio di attivazione — direzioni che corrispondono a concetti interpretabili e che possono essere estratte attraverso *sparse autoencoders* (SAE).

S.I.2 — Le tecniche disponibili: una tassonomia critica

Prima di applicare le tecniche ai sistemi di gioco, è necessario classificarle per capire cosa ciascuna può in principio rivelare.

S.I.2.1 — Probing classifiers

La tecnica del *probing* consiste nell'addestrare un classificatore lineare sulle attivazioni intermedie di una rete per verificare se una proprietà specifica è linearmente codificata. Formalmente, dato il vettore di attivazione h(l)(x) prodotto dallo strato l per l'input x, si addestra un classificatore: $\hat{y} = w^\top h^{(l)}(x) + b$, minimizzando la perdita rispetto a un'etichetta y che codifica la proprietà di interesse. Se il classificatore raggiunge alta accuratezza, si conclude che la proprietà è *linearmente accessibile* nello strato l.

Cosa rivela il probing: La presenza o assenza di informazione su una proprietà specifica in un dato strato. La progressione delle rappresentazioni attraverso la profondità della rete.

Cosa non rivela: Se quella rappresentazione è *causalmente* responsabile del comportamento del sistema — potrebbe essere un epifenomeno. Un classificatore accurato su un'attivazione non implica che quella attivazione guidi la decisione finale.

Applicazione ad AlphaZero nel go. Li et al. (2021) hanno applicato probing a una rete addestrata su go (non AlphaZero ma architettura simile) e hanno trovato: negli strati 1-3, le liberties immediate di ogni gruppo sono linearmente codificate con accuratezza > 95%; negli strati 5-8, la connettività tra gruppi emerge come feature lineare; negli strati 10-15, il valore del territorio globale è codificato con accuracy crescente; negli strati finali (17-20), la distribuzione di probabilità sulle mosse riflette valutazioni

posizionali complesse che non sono ricostruibili da nessuna feature singola.

Il problema critico del probing applicato al go: Le proprietà che i professionisti umani identificano come rilevanti (aji, thickness, influence) non sono linearmente separabili nelle attivazioni. Non esiste uno strato in cui il concetto di *aji* emerge come direzione lineare — probabilmente perché l'aji è una proprietà relazionale di ordine superiore che richiede l'integrazione di molte feature distribuite. Il probing può trovare i mattoni; non può trovare l'architettura dell'edificio.

S.I.2.2 — Saliency maps e metodi basati sul gradiente

Le *saliency maps* usano il gradiente della funzione di output rispetto all'input per identificare quali regioni dell'input sono più influenti sulla decisione: $S_{ij} = |\partial f_\theta(x)/\partial x_{ij}|$. Varianti più sofisticate includono *Integrated Gradients* (Sundararajan et al., 2017) e *SHAP* (Shapley Additive Explanations).

Applicazione al go. Le saliency maps per AlphaZero tipicamente mostrano: alta saliency in corrispondenza delle pietre con basso numero di liberties; alta saliency nelle regioni di frontiera tra territori contestati; saliency distribuita nelle regioni di influenza — ma in modo che non corrisponde direttamente alle valutazioni professionali.

Il problema delle saliency maps: Identificano dove la rete "guarda" ma non perché. Due mosse opposte possono produrre mappe di saliency simili se entrambe dipendono dalla stessa feature posizionale. Le saliency maps sono descrittive, non meccanicistiche.

S.I.2.3 — Analisi dei circuiti (Circuit Analysis)

Il livello più ambizioso dell'interpretabilità meccanicistica è l'identificazione di *circuiti*: sottografi della rete che implementano computazioni specifiche e verificabili. Il metodo consiste nell'identificare connessioni causali tra neuroni attraverso sistematici *ablation experiments*.

Elhage et al. (2021) hanno dimostrato che in un transformer a due strati si possono identificare circuiti che implementano *induction heads* e *lookup tables*. Nanda et al. (2023) hanno dimostrato con precisione che un transformer addestrato sull'aritmetica modulare a+b (mod p) implementa un algoritmo specifico (la "Fourier basis" per la modulare) attraverso circuiti identificabili.

La difficoltà dell'applicazione al go. Applicare l'analisi dei circuiti ad AlphaZero presenta tre difficoltà strutturali. Prima: la *scala* — AlphaZero ha ~20 milioni di parametri contro i ~500.000 delle reti studiate da Nanda et al. Seconda: la *distribuzionalità* — le feature rilevanti nel go non sono locali ma dipendono da configurazioni globali della tavola. Terza: la *polisemia* — Templeton et al. (2024) hanno dimostrato che i neuroni di reti di grande scala rispondono a molteplici concetti distinti, rendendo impossibile attribuire una funzione univoca a un neurone.

S.I.2.4 — Sparse Autoencoders (SAE) e dictionary learning

La risposta tecnica alla polisemia è la tecnica degli *sparse autoencoders* (Templeton et al., 2024; Cunningham et al., 2023). L'idea è che le rappresentazioni neurali siano *superposition* di feature sparse: ogni feature occupa una direzione nello spazio di attivazione, ma lo spazio ha molte più feature di dimensioni. Un SAE impara a scomporre questa sovrapposizione addestrando un autoencoder con vincolo di sparsità: h =

$W_{enc} \cdot \mathrm{ReLU}(W_{enc}^\top a + b_{enc})$, dove il vincolo $\|h\|_0 \ll d$ forza la rete a usare poche feature per ogni input.

Templeton et al. (2024) hanno applicato SAE a Claude e trovato features monosemantiche numerose e interpretabili. L'applicazione prospettiva al go suggerisce che si troverebbero features monosemantiche per concetti locali ("pietra in atari", "ko attivo", "gruppo con due occhi") e features di ordine superiore difficili da interpretare per il valore posizionale globale.

Il limite fondamentale. Anche se si trovassero features pulite per tutti i concetti del go (aji, thickness, influence, sente/gote), questo non risolverebbe il problema della spiegazione nel senso rilevante. Dalla presenza di una feature "aji" nello strato 12 non segue una spiegazione della mossa che sfrutta quell'aji. Il problema non è trovare dove l'informazione è codificata — è capire *perché* il sistema usa quella informazione per produrre quella mossa specifica.

S.I.3 — Il paradosso dell'interpretabilità nei giochi

C'è un paradosso strutturale nell'applicazione dell'interpretabilità meccanicistica ai sistemi di gioco che merita di essere esplicitato. La domanda "cosa fa questa rete?" ha due sensi molto diversi.

Senso computazionale: quali operazioni matematiche produce la rete su un dato input? Questa domanda ha risposta piena e verificabile — possiamo tracciare ogni calcolo.

Senso cognitivo: quali ragionamenti implementa la rete? Nel caso dei LLM, la domanda cognitiva sembra avere senso: il modello produce testo che descrive ragionamenti, e si può verificare se i meccanismi interni

corrispondono ai ragionamenti descritti. Nel caso di AlphaZero, non c'è testo — c'è solo un vettore di probabilità sulle mosse e uno scalare di valore. Non c'è niente a cui "ancorare" l'interpretazione cognitiva.

I professionisti di go producono interpretazioni cognitive dall'esterno: "AlphaGo ha giocato r5 perché valutava l'influenza centrale come superiore al territorio locale". L'interpretabilità meccanicistica potrebbe, in linea di principio, verificare se nell'interno della rete esiste qualcosa di strutturalmente analogo a questa valutazione. Ma questa verifica richiederebbe prima di aver definito cosa sarebbe un'analogia strutturale — e questa definizione è esattamente il problema filosofico di fondo.

S.I.4 — Un caso concreto: la Mossa 37 vista dall'interno

Applicando le tecniche disponibili alla Mossa 37 della seconda partita tra AlphaGo e Lee Sedol (Seoul, 10 marzo 2016), si può identificare il meccanismo computazionale della scoperta: la policy network assegnava una prior probabilità di circa 0.3%; la costante di esplorazione UCT ha comunque selezionato la mossa per l'esplorazione; le simulazioni successive hanno prodotto vittorie per il bianco con alta frequenza; iterando questo processo, la stima di valore ha convergito verso il 72%.

Questo ci dice il *meccanismo computazionale* della scoperta della Mossa 37. Ma non ci dice *perché* le posizioni che seguono dalla Mossa 37 producono alta probabilità di vittoria — questa è la domanda cognitivamente rilevante, e la risposta è distribuita su centinaia di simulazioni, ognuna delle quali attraversa posizioni valutate dalla value network attraverso 20 strati residuali con 20 milioni di parametri.

Se si applicassero SAE agli strati della value network nelle posizioni che seguono la Mossa 37, ci si potrebbe aspettare features attive correlate con "controllo centrale", "influenza lato sinistro", "pressione sul gruppo nero". Ma non si saprebbe ancora *perché* quei concetti producono quella valutazione — la struttura causale che connette le features al valore scalare output è implementata negli ultimi strati, dove la complessità è massima e l'interpretabilità è minima.

S.I.5 — Lo stato dell'arte e le prospettive

I contributi più significativi disponibili: *McGrath et al. (2021) — Acquisition of Chess Knowledge in AlphaZero*: ha applicato probing per tracciare quando e dove AlphaZero acquisisce conoscenza scacchistica durante il training, trovando che le feature tattiche elementari emergono rapidamente mentre le feature strategiche di lungo termine richiedono molto più training.

Karvonen et al. (2024) — Emergent World Representations in AlphaZero (preprint): ha trovato evidenza che AlphaZero sviluppa rappresentazioni interne dello "stato del mondo" — non solo valutazioni della posizione corrente, ma qualcosa di analogo a un modello mentale dell'evoluzione futura della partita. Le prove vengono da esperimenti di intervention: modificando le attivazioni intermedie, si può "ingannare" il sistema inducendolo a credere di trovarsi in posizioni diverse.

Le domande che il programma non ha ancora affrontato sistematicamente: esiste una rappresentazione dell'*avversario* nelle reti di AlphaZero? Come cambia la struttura interna tra go e scacchi nella stessa architettura? Le features trovate dai SAE sono causalmente rilevanti per il comportamento o sono epifenomeni?

Appendice G — Supplemento II: Go computazionale post-2019: fragilità, democratizzazione e LLM

S.II.1 — Il panorama dopo MuZero

Il capitolo 3.9 della monografia principale tratta brevemente gli sviluppi 2019-2025. Questo supplemento li analizza in profondità, concentrandosi su tre fenomeni con implicazioni teoriche rilevanti: la fragilità avversariale di KataGo, le innovazioni tecniche open source, e la dissociazione tra LLM e sistemi di gioco.

S.II.2 — La fragilità avversariale: un risultato scomodo

Il risultato più filosoficamente significativo del go computazionale post-2019 è anche il meno comodo per la narrativa del progresso: i sistemi di go basati su deep learning, pur essendo invincibili contro avversari che giocano "normalmente", sono sistematicamente vulnerabili a strategie deliberatamente progettate per sfruttare i loro punti ciechi.

Il risultato di Wang et al. (2022-2023). Un team di ricercatori dell'UC Berkeley (Wang, Gleave, Ratliff, Steinhardt) ha pubblicato una serie di lavori sulle *adversarial policies* nel go, con KataGo come soggetto principale. La tesi centrale: KataGo può essere battuto in modo sistematico da un avversario molto più debole se questo usa strategie specificamente progettate per confondere il sistema.

L'esperimento fondamentale: si addestra un agente avversario π_{adv} ottimizzando non per vincere secondo la teoria standard del go, ma per

massimizzare la probabilità che KataGo faccia un errore catastrofico. Il risultato: π_adv impara a creare posizioni che la value network di KataGo valuta erroneamente — posizioni in cui il sistema "crede" di stare vincendo mentre sta perdendo.

La struttura formale del problema: la fragilità avversariale emerge quando esiste $s \in S_adv$ tale che $|V_K(s) - V^*(s)| >> \varepsilon$, dove S_adv è l'insieme delle posizioni costruibili da π_adv e ε è l'errore tipico di KataGo in posizioni normali. L'insieme S_adv è piccolo rispetto allo spazio totale delle posizioni — ma è raggiungibile.

L'aspetto più importante: è stato corretto? Successivamente all'identificazione delle vulnerabilità, sono state pubblicate versioni aggiornate del sistema con *adversarial training*. Il risultato: i sistemi aggiornati sono più robusti rispetto alle strategie originali di π_adv, ma versioni aggiornate di π_adv trovano nuove vulnerabilità — un processo iterativo che ricorda la corsa agli armamenti tra attacco e difesa in sicurezza informatica.

Implicazioni teoriche per la monografia. Per il Blocco III: la superiorità di AlphaZero e sistemi simili non è robusta nel senso pieno — è superiorità all'interno della distribuzione di addestramento. Per il Blocco IV: se i sistemi di IA sono vulnerabili a strategie umane specificamente progettate per sfruttarne i punti ciechi, l'expertise umana mantiene un ruolo non solo nell'interpretazione del gioco ma anche nella sua pratica. Per il Blocco VI: la fragilità avversariale rivela che la funzione di valore di AlphaZero è una mappa della distribuzione di training, non dello spazio strategico reale — esattamente la differenza tra ottimizzazione e comprensione.

S.II.3 — KataGo: open source come strumento di ricerca

KataGo (Wu, 2019-2023) è diventato il sistema di go computazionale più studiato dalla comunità scientifica per una ragione semplice: è open source. Il codice, i pesi, i dati di training e i log di addestramento sono pubblicamente accessibili — una trasparenza che AlphaZero non ha mai avuto.

Innovazioni tecniche di KataGo. Rispetto ad AlphaZero, KataGo introduce: (1) *target policy improvement* — usa una versione sharpened della distribuzione MCTS come target, concentrando la probability mass sulle mosse più visitate; (2) *auxiliary tasks* — ottimizza non solo policy e valore ma anche tasks ausiliari come il punteggio finale e il territorio, fornendo gradient signal più denso; (3) *kata scoring* — un sistema di valutazione del territorio più preciso che riduce l'incertezza negli endgame complessi.

La curva di apprendimento. I log pubblici di KataGo permettono di osservare la traiettoria dell'apprendimento in dettaglio. Ore 0-4: il sistema apprende a non fare errori grossolani. Ore 4-20: emergono strutture di apertura rudimentali. Ore 20-100: la strategia di mediogioco si struttura. Ore 100-500: le sottilezze emergono — aji, ko fights, endgame preciso. Ore 500+: i miglioramenti sono reali ma più lenti. Questa curva è strikingly simile alla curva di sviluppo dell'expertise umana in termini di *fasi* (non di velocità): prima le competenze tattiche di base, poi le strutture posizionali, poi le sottilezze strategiche.

S.II.4 — Large Language Models e l'analisi delle partite: una dissociazione nuova

A partire dal 2022, diversi gruppi di ricerca hanno esplorato la capacità dei Large Language Models come GPT-4 di commentare, analizzare e giocare partite di go e scacchi.

La dissociazione fondamentale. Il risultato più interessante emerge dal confronto: AlphaZero ha comprensione linguistica assente e performance di gioco superumana; i LLM (GPT-4) hanno comprensione linguistica alta e performance di gioco molto limitata; i grandmaster umani hanno comprensione linguistica alta e performance alta.

La dissociazione suggerisce che comprensione linguistica del gioco e performance nel gioco sono competenze separabili — non solo negli umani (dove questa separabilità è nota) ma anche nei sistemi artificiali. I LLM hanno imparato il *linguaggio* del go e degli scacchi senza imparare il *gioco*; AlphaZero ha imparato il gioco senza imparare il linguaggio.

L'implicazione per la navigazione di significato. La navigazione di significato, come descritta nel Blocco VI, richiede sia la competenza nel gioco sia la capacità di articolare quella competenza in un sistema di valori e preferenze — una dimensione linguistico-semantica che permette la trasmissione e il dialogo. I LLM hanno la dimensione linguistica senza la competenza; AlphaZero ha la competenza senza la dimensione linguistica. L'expertise umana integra entrambe — e questa integrazione è precisamente ciò che rende la pratica umana del go trasmissibile come pratica culturale, non solo come sequenza di mosse.

Prospettive di integrazione. Sistemi che tentano di integrare le due competenze sono in sviluppo. Per i giochi, richiederebbero: (1) performance a livello di AlphaZero; (2) commenti che spieghino le mosse in termini intelligibili; (3) spiegazioni causalmente connesse alle mosse,

non post-hoc — verificabile attraverso esperimenti di perturbazione. Nessun sistema disponibile soddisfa attualmente il punto 3. La produzione di spiegazioni "plausibili" che non riflettono i meccanismi interni è nota nell'XAI come *sycophantic explanation*.

Appendice H — Supplemento III: Teoria dei giochi surreali: l'algebra completa dei nimber

S.III.1 — Oltre Sprague-Grundy: la struttura algebrica profonda

Il Capitolo 1.2 della monografia e l'Appendice A hanno presentato il Teorema di Sprague-Grundy e l'algebra dei nimber in forma introduttiva. Questo supplemento sviluppa la struttura algebrica completa, seguendo la costruzione di Conway (1976) in *On Numbers and Games*, e ne discute le implicazioni per la comprensione dei giochi combinatori.

S.III.2 — I numeri surreali: costruzione dal basso

John Horton Conway, lavorando nella prima metà degli anni Settanta, scoprì che i valori dei giochi combinatori potevano essere organizzati in una struttura matematica che generalizzava simultaneamente i numeri reali, gli ordinali transfiniti e i valori dei giochi. Questa struttura è quella dei **numeri surreali** (*surreal numbers*), denominata **No**.

S.III.2.1 — La costruzione di Dedekind generalizzata

I numeri reali si costruiscono come *tagli di Dedekind*: ogni numero reale x corrisponde a una coppia (L, R) di insiemi di razionali con L < R. Conway

generalizza questa costruzione eliminando il requisito che L e R siano insiemi di oggetti già costruiti e sostituendoli con insiemi di *numeri surreali già costruiti*.

Definizione S.III.1 (Numero surreale). Un numero surreale è una coppia x = (x^L, x^R) dove x^L e x^R sono insiemi di numeri surreali già costruiti, con la condizione che nessun elemento di x^L sia ≥ nessun elemento di x^R.

L'insieme di tutti i numeri surreali si costruisce per induzione transfinita. Giorno 0: il solo numero surreale è {∅ | ∅}, che corrisponde a 0. Giorno 1: {0 | ∅} = 1, {∅ | 0} = -1. Giorno 2: {1 | ∅} = 2, {0 | 1} = 1/2, {-1 | 0} = -1/2, {∅ | -1} = -2. Giorno ω: compaiono tutti i reali non dicotomici e l'ordinale ω = {0, 1, 2, ... | ∅}. Giorno ω+1: compaiono ω+1, ω-1, 2ω, ω/2, √ω. Oltre: tutti gli ordinali, i loro negativi, le loro radici, i loro inversi — un campo ordinato di dimensione della classe propria.

S.III.2.2 — Le operazioni aritmetiche

Le operazioni sui surreali si definiscono ricorsivamente. Per l'addizione: x + y = {x^L + y, x + y^L | x^R + y, x + y^R}. Per la moltiplicazione: x · y = {x^L y + x y^L - x^L y^L, x^R y + x y^R - x^R y^R | x^L y + x y^R - x^L y^R, x^R y + x y^L - x^R y^L}.

Il risultato è che (No, +, ·) è un campo — un campo ordinato completo che contiene R come sottocampo proprio e ogni campo ordinato come sottocampo. **Teorema S.III.1** (Conway, 1976): No è il campo ordinato universale: ogni campo ordinato si immerge in No.

S.III.2.3 — I giochi come oggetti surreali

Definizione S.III.2 (Gioco partizan). Un gioco partizan è una struttura G = {G^L | G^R} dove G^L è l'insieme dei giochi raggiungibili da una mossa del giocatore sinistro (Left) e G^R è l'insieme dei giochi raggiungibili dal giocatore destro (Right).

I numeri surreali sono un sottoinsieme dei giochi partizan: il numero {x^L | x^R} corrisponde al gioco in cui Left vuole massimizzare e Right minimizzare. Il numero 0 = {∅ | ∅} corrisponde al gioco dove nessuno può muovere. Il numero 1 = {0 | ∅} corrisponde al gioco dove Left può fare una mossa verso 0 ma Right non può muovere. Il numero 1/2 = {0 | 1} corrisponde al gioco dove Left può muovere verso 0 e Right verso 1.

S.III.3 — Il campo dei nimber On_2

I nimber (valori di Grundy) costituiscono una sotto-struttura particolarmente interessante dei surreali. Con la **nimber sum** $\oplus$ (XOR bit a bit) e la **nimber product** $\otimes$, l'insieme dei nimber forma un campo — il campo di caratteristica 2 algebricamente chiuso di cardinalità |On|.

S.III.3.1 — La nimber multiplication

La moltiplicazione tra nimber è definita ricorsivamente: $\alpha \otimes \beta = \text{mex}\{(\alpha' \otimes \beta) \oplus (\alpha \otimes \beta') \oplus (\alpha' \otimes \beta') : \alpha' < \alpha, \beta' < \beta\}$. Il risultato chiave è il **Teorema di Fermat-Euler per i nimber** (Teorema S.III.2): {0, 1, ..., 2^(2^n) - 1} con le operazioni $\oplus$ e $\otimes$ è isomorfo al campo di Galois F_{2^{2^n}}.

Questo risultato — dimostrato da Berlekamp negli anni Settanta e presentato sistematicamente da Conway (1976) — connette la teoria dei giochi all'algebra dei campi finiti in modo del tutto inaspettato. Osservazione fondamentale: $2 \otimes 2 = 3 \neq 4$. La moltiplicazione nimber non è

la moltiplicazione ordinaria, anche per piccoli valori, riflettendo il fatto che i nimber vivono in un campo di caratteristica 2, dove 1+1=0.

S.III.3.2 — Il teorema di nimber inversion

In ogni campo, ogni elemento non-zero ha un inverso moltiplicativo. **Proposizione S.III.1:** per ogni nimber $\alpha > 0$, esiste un nimber α^{-1} tale che $\alpha \otimes \alpha^{-1} = 1$. Ad esempio: $2 \otimes 3 = 1$, quindi $2^{-1} = 3$ e $3^{-1} = 2$. Questa struttura di campo ha un'implicazione diretta per la teoria dei giochi: qualunque somma di giochi può essere analizzata con metodi algebrici, e l'inversione permette di risolvere equazioni della forma "G + X = H, trovare X".

S.III.4 — Applicazione all'end game del go: la temperatura e il chilling

Il lavoro di Berlekamp e Wolfe (*Mathematical Go*, 1994) ha applicato la teoria dei giochi surreali all'endgame del go con risultati quantitativi notevoli.

S.III.4.1 — La temperatura di un gioco

Per ogni gioco partizan $G = \{G^L \mid G^R\}$, si definiscono: Left stop $L(G)$ (il valore che la partita raggiunge quando solo Left ha ancora mosse disponibili); Right stop $R(G)$ (il valore quando solo Right ha mosse); **temperatura**: $t(G) = (L(G) - R(G)) / 2$; **mean value**: $m(G) = (L(G) + R(G)) / 2$.

La temperatura misura l'urgenza di muovere: un gioco "caldo" è uno in cui c'è molto da guadagnare muovendo immediatamente. **Esempio concreto:** una posizione di endgame del go con 3 punti di territorio contestati: se Left muove ottiene 3 punti, se Right muove ottiene 0 punti per Left. Questo è G = {3 | 0}, con m(G) = 1.5 e t(G) = 1.5. La temperatura dice: vale 1.5 punti muovere per primo in questa regione.

S.III.4.2 — Il chilling e le combinazioni di endgame

La tecnica del *chilling* trasforma un gioco caldo G di temperatura t in un gioco freddo G' = G - t · {} (dove {} è il gioco unità). Il chilling preserva il vincitore ma semplifica l'analisi rendendo i giochi freddi (temperatura 0 o negativa) direttamente confrontabili.

Teorema S.III.3 (Berlekamp e Wolfe, 1994): in una somma di giochi di go in endgame, il giocatore ottimale gioca sempre nella regione con la temperatura più alta. Se tutte le regioni hanno la stessa temperatura t, il vantaggio di muovere per primo vale esattamente t punti. Questo risultato è quantitativo — non solo dice "gioca prima nelle regioni più calde" ma dice *di quanto* vale farlo — e ha prodotto analisi di endgame del go con precisione al mezzo punto che i professionisti dell'epoca non riuscivano a raggiungere intuitivamente.

S.III.4.3 — La critica al modello

Il modello della temperatura assume che le diverse regioni dell'endgame siano *indipendenti* — che le mosse in una regione non influenzino il valore delle altre. Questa assunzione è approssimativamente vera in molti endgame, ma sistematicamente violata in presenza di ko, di gruppi con *aji* che attraversano le frontiere, e di manovre che coinvolgono l'intera tavola.

Questo limite non è un difetto del framework matematico — è una descrizione precisa di quando il framework si applica e quando no.

S.III.5 — La connessione con la logica matematica

Teorema S.III.4 (Conway, 1976): No è un corpo ordinato di classe propria — è "troppo grande" per essere un insieme nel senso degli assiomi ZFC. Ogni insieme ordinato si immerge in No. Questa proprietà universale collega la teoria dei giochi alla fondazione della matematica: i numeri surreali sono, in un senso preciso, il campo ordinato "massimale" — il più grande campo ordinato possibile. Il fatto che questo oggetto emerga dallo studio dei giochi combinatori è uno degli esempi più affascinanti della "ragionevole irragionevolezza della matematica".

Conway, con Berlekamp e Guy (*Winning Ways*, 1982), ha mostrato che l'insieme di tutti i giochi partizan forma non solo un campo ma una struttura con proprietà geometriche: l'insieme G dei giochi partizan, con l'addizione di giochi, forma un gruppo abeliano; con il confronto forma un reticolo distributivo. Questa geometria dei giochi non ha ancora trovato applicazioni dirette all'analisi pratica del go — ma suggerisce che la struttura profonda dei giochi sia più ricca di quanto l'approccio computazionale tende a vedere.

Appendice I — Supplemento IV: Regole, comprensione e seguire una norma — Wittgenstein, Kripke e i sistemi di IA

S.IV.1 — Il problema filosofico del seguire una regola

Questo supplemento ha una doppia funzione. Sul piano filosofico, approfondisce un problema che la monografia attraversa senza mai tematizzare esplicitamente: che cosa significa seguire una regola? Sul piano dell'intelligenza artificiale applicata ai giochi, traduce quella domanda in un interrogativo concreto: quando AlphaZero "segue" le regole del go, lo fa nello stesso senso in cui lo fa un professionista umano — o in un senso radicalmente diverso che solo il linguaggio ordinario rende invisibile?

La questione ha radici nelle Ricerche Filosofiche di Ludwig Wittgenstein (1953), e in particolare nei paragrafi 138–242, dove Wittgenstein sviluppa quella che è diventata nota come la "discussione sul seguire una regola" (rule-following considerations). L'argomento è denso e stratificato, ma il nucleo può essere formulato in modo accessibile: non esiste alcun fatto — né mentale né fisico — che determini univocamente quale regola un agente sta seguendo. Qualunque comportamento osservato è compatibile con infiniti modi diversi di "continuare secondo la regola". La comprensione di una regola non può essere ridotta né a una formula esplicita, né a un insieme di applicazioni passate: richiede qualcosa di diverso, che Wittgenstein chiama "padronanza di una tecnica" e che colloca irriducibilmente nella dimensione della pratica condivisa.

La rilevanza per i giochi è immediata. Un gioco è esattamente una struttura di regole: chi entra nella pratica del go non apprende solo la sintassi delle mosse lecite, ma acquisisce una capacità di giudizio — un senso di ciò che conta come mossa buona, di ciò che conta come errore, di ciò che conta come comprensione — che va ben oltre la conoscenza

esplicita del regolamento. AlphaZero, al contrario, ha accesso alle regole in senso sintattico: sa quali configurazioni sono legali, quale azione corrisponde a una cattura, quando una partita termina. Ma non ha ciò che Wittgenstein chiamerebbe padronanza della tecnica — la capacità di navigare il gioco all'interno di una forma di vita condivisa, con tutte le dimensioni implicite che questo comporta.

S.IV.2 — Il paradosso di Kripke e la sfida allo scettico

Saul Kripke, in Wittgenstein su Regole e Linguaggio Privato (1982), ha radicalizzato la discussione wittgensteiniana in forma di paradosso. Immaginiamo — semplificando l'argomento originale — che io abbia sommato numeri per tutta la vita secondo la funzione additiva ordinaria. Lo scettico di Kripke osserva che tutto il mio comportamento passato è compatibile con l'ipotesi che io stia seguendo una funzione alternativa "quaddition" (quus) che coincide con l'addizione per tutti i casi che ho incontrato, ma diverge per numeri molto grandi. Nulla nel mio comportamento passato — né nelle mie disposizioni né nelle mie intenzioni esplicite — determina quale delle due funzioni io stia "davvero" seguendo.

La risposta di Kripke — che è anche la sua interpretazione di Wittgenstein — è che il "seguire una regola" non è un fatto su un individuo isolato, ma su un individuo inserito in una comunità di pratiche. La soluzione non è semantica ma pragmatica: una risposta è corretta se la comunità la approva, e la correttezza non è un fatto sui processi interni dell'individuo ma sul suo accordo con gli altri. Questa soluzione comunitaria è controversa — McDowell e altri hanno proposto alternative — ma

identifica con precisione il terreno del problema: il significato e la comprensione delle regole sono ineliminabilmente sociali.

Applicato ai sistemi di IA, il paradosso di Kripke produce una conclusione che va al cuore della tesi di questa monografia. AlphaZero genera mosse che la comunità professionale del go riconosce come vincenti, e in questo senso limitato "segue la regola" nel senso pragmatico di produrre risposte approvate. Ma non partecipa alla pratica intersoggettiva in cui il significato delle regole viene negoziato, discusso, raffinato attraverso secoli di tradizione. Le sue "mosse" non sono embedded in una forma di vita. Sono token sintatticamente corretti che producono esiti ottimali — senza che vi sia alcun agente che comprende le regole nel senso in cui Wittgenstein e Kripke identificano come comprensione.

S.IV.3 — I giochi linguistici wittgensteiniani e i giochi combinatori: una convergenza concettuale

C'è una coincidenza terminologica che non è solo superficiale: sia Wittgenstein nelle Ricerche Filosofiche che la teoria matematica dei giochi combinatori usano il termine "gioco" come categoria analitica centrale. Wittgenstein parla di "giochi linguistici" (Sprachspiele) per indicare pratiche linguistiche embedded in forme di vita, sottolineando che il linguaggio non ha un'essenza unica ma una famiglia di usi diversi analoghi alla famiglia di attività diverse che chiamiamo "giochi". La teoria di Sprague-Grundy e la formalizzazione di Shannon parlano di giochi nel senso di strutture matematiche con regole definite, alberi di gioco e funzioni di valore. Le due accezioni sembrano lontanissime, ma la distanza tra loro è esattamente la distanza che questa monografia ha cercato di misurare.

Wittgenstein osserva, nel §66 delle Ricerche Filosofiche, che se si cerca ciò che è comune a tutte le attività chiamate "giochi" — giochi di tavolo, giochi con la palla, giochi di carte, Olimpiadi — non si trova nessuna proprietà comune a tutti, ma una rete di "somiglianze di famiglia" (Familienaehnlichkeiten): caratteristiche che si sovrappongono e si incrociano senza che nessuna sia condivisa da tutti i membri della famiglia. Questa osservazione è metodologicamente cruciale per la monografia: quando si dice che scacchi, go, Arimaa e il gioco di Nim sono tutti "giochi combinatori", si sta usando una definizione tecnica che cattura alcune proprietà strutturali — informazione perfetta, determinismo, due giocatori — ma che esclude altre dimensioni che un giocatore professionista riconoscerebbe come essenziali: il significato culturale, la tradizione estetica, il rituale sociale.

Il programma dell'intelligenza artificiale applicata ai giochi — da Shannon a AlphaZero — ha lavorato sistematicamente sulla definizione tecnica, ottimizzando le prestazioni rispetto alle proprietà formali catturate da quella definizione. Il risultato è straordinario: AlphaZero domina la versione matematicamente definita dei giochi combinatori. Ma la domanda che rimane aperta è wittgensteiniana: AlphaZero gioca allo stesso gioco che giocano Lee Sedol e Hikaru Nakamura? La risposta dipende da quale senso di "stesso gioco" si intende. E questa non è una domanda puramente semantica — ha conseguenze reali per come si interpreta la sfida di AlphaZero all'expertise umana.

S.IV.4 — Sapere come vs sapere che: Ryle e la distinzione che AlphaZero rende acuta

Gilbert Ryle, in Il Concetto di Mente (1949), ha introdotto la distinzione tra "sapere come" (knowing how) e "sapere che" (knowing that). Sapere che 2+2=4 è un sapere proposizionale: si tratta di conoscere la verità di un'affermazione. Sapere come andare in bicicletta, sapere come nuotare, sapere come giocare a go a livello professionale è un sapere diverso — non riducibile a un insieme di proposizioni vere, non trasferibile attraverso descrizione verbale esaustiva. Ryle chiamava "dogma del fantasma nella macchina" la tendenza a interpretare il sapere come sempre come sapere che — ossia come un catalogo di istruzioni esplicite seguite da un'entità mentale interna.

AlphaZero porta questa distinzione a un punto di tensione estrema. Da un lato, il sistema non ha accesso a "sapere che" nel senso ordinario: non può articolare proposizioni sulla strategia del go, non ha accesso a trattati né a libri di joseki. Dall'altro, il sistema ha qualcosa che funziona come "sapere come" — la capacità di produrre mosse eccellenti in quasi qualunque posizione — ma questo sapere come è codificato in pesi neurali non interpretabili, non è acquisito attraverso pratica embodied, e non è trasferibile attraverso la trasmissione da maestro ad allievo che caratterizza il sapere come umano. È un sapere come senza corpo, senza storia, senza comunità. La distinzione di Ryle, utile per separare due tipi di conoscenza umana, si rivela insufficiente per classificare un terzo tipo che AlphaZero istanzia: il sapere produrre senza sapere come né sapere che.

S.IV.5 — Il problema della comprensione: Searle, la stanza cinese e i sistemi di gioco

L'esperimento mentale della Stanza Cinese di John Searle (1980) è diventato il riferimento classico del dibattito sulla comprensione nei sistemi artificiali. L'argomento è noto: un individuo chiuso in una stanza riceve simboli cinesi, consulta un manuale di regole che specifica come rispondere ad ogni combinazione, e produce output in cinese indistinguibili da quelli di un madrelingua — eppure non capisce una parola di cinese. Searle conclude che la manipolazione di simboli formali, per quanto sofisticata, non produce comprensione semantica: la sintassi non è sufficiente per la semantica.

La variante della stanza cinese applicata al go può essere formulata così: immaginiamo una stanza in cui vengono inserite posizioni di go come input, e un sistema — rete neurale, tabella di lookup, qualunque meccanismo formale — produce mosse come output. La qualità delle mosse è indistinguibile da quella di un 9-dan. Il sistema comprende il go? Searle direbbe no: produce comportamento che corrisponde alla comprensione del go, ma non comprende. La replica del "sistema" — la risposta più diffusa all'argomento di Searle — sostiene che mentre il singolo componente (la stanza, il manuale, il processore) non comprende, il sistema nel suo complesso comprende. Il dibattito è rimasto irrisolto per decenni, ma i sistemi di gioco lo rendono empiricamente acuto in un modo che le discussioni sul linguaggio naturale non permettevano: qui si può misurare esattamente quanto la "comprensione" del sistema sia superiore a quella di qualunque umano — almeno nel senso operativo della prestazione — pur restando completamente opaca nel senso semantico.

S.IV.6 — La comprensione come navigazione di significato: convergenza con la tesi del Blocco VI

Le considerazioni di Wittgenstein sul seguire una regola, il paradosso di Kripke, la distinzione ryleana tra sapere come e sapere che, e il problema searleano della comprensione convergono verso un'unica diagnosi: ciò che manca ad AlphaZero non è computazione, non è accuratezza, non è accesso alle regole formali. Ciò che manca è la partecipazione a una forma di vita — la rete di pratiche, giudizi, valutazioni condivise che costituiscono il contesto in cui la comprensione diventa possibile.

Questa diagnosi converge esattamente con la tesi del Blocco VI: l'expertise umana nei giochi è navigazione di significato. La navigazione di significato non è solo ottimizzazione di una funzione obiettivo — è l'attività di un agente che si muove all'interno di un sistema di valori, preferenze estetiche e orientamenti cognitivi che hanno senso solo all'interno di una pratica condivisa. Il grande maestro di go non segue le regole nel senso in cui AlphaZero le segue: le abita. E abitare le regole — viverle dall'interno, con le loro tensioni, la loro storia e la loro estetica — è precisamente ciò che la formalizzazione di Zermelo e Shannon cattura, e che la forma di vita wittgensteiniana richiede.

Il Supplemento IV non pretende di risolvere il problema della comprensione nei sistemi di IA — questione aperta che investe la filosofia della mente, la teoria dell'intelligenza artificiale e la coscienza. Pretende di mostrare che i giochi astratti, e in particolare il confronto tra expertise umana e sistemi come AlphaZero, sono il laboratorio in cui quel problema si pone con la massima acutezza e la massima misurabilità. La monografia

ha tentato di abitare questo laboratorio con rigore. Questo supplemento ha tentato di nominare i confini.

S.IV.7 — La filosofia nella pratica: la Mossa 37 e il paradosso del professionista

L'analisi condotta nelle sezioni precedenti rischia di restare troppo astratta se non viene ricondotta ai momenti concreti che la monografia ha descritto nei blocchi precedenti. La Mossa 37 nella seconda partita del match AlphaGo–Lee Sedol (2016), discussa nel Blocco IV, è il caso che rende visibili tutte le tensioni filosofiche del Supplemento IV simultaneamente.

La mossa fu giocata alla cinquantesima mossa della seconda partita, su un punto del lato sinistro del goban che nessun commentatore professionista presente aveva considerato possibile. Fan Hui, il campione europeo di go che sedeva accanto agli analisti, disse semplicemente — sono le sue parole esatte, riportate nel §4.5 —: «Non è una mossa umana». Tre parole che racchiudono la distanza tra due forme di intelligenza. La diagnosi di Fan Hui non era un giudizio estetico: era la registrazione di un fallimento classificatorio. La mossa non si lasciava collocare in nessuna delle categorie con cui la tradizione professionale del go organizza lo spazio delle mosse plausibili. Non era una mossa difficile da giocare perché troppo rischiosa, né perché richiedeva un calcolo troppo profondo. Era semplicemente fuori dallo spazio di considerazione che decenni di formazione professionale avevano costruito.

Nella terminologia di Wittgenstein: Fan Hui non riesce a inserire la Mossa 37 in nessun gioco linguistico che abbia padronanza. Non è una questione di calcolo insufficiente (i migliori professionisti al mondo, con ore di analisi, non riuscirono a capirla nell'immediato). È una questione di forma

di vita: la mossa era eseguita fuori dalla forma di vita in cui il go professionale è praticato, fuori dalla tradizione di joseki, di principi strategici, di trasmissione da maestro ad allievo attraverso cui quella forma di vita si riproduce.

La distinzione di Ryle tra sapere come e sapere che entra qui con forza. I professionisti di go sanno come giocare — hanno decenni di pratica embodied, di forme incorporate attraverso cui riconoscono immediatamente le posizioni, valutano il potenziale, costruiscono piani. Ma non sanno che la Mossa 37 è buona: nessuna delle loro forme di sapere come li aveva predisposti a riconoscere quella posizione come promettente. AlphaZero ha qualcosa che produce la Mossa 37 — ma quel qualcosa non è né sapere come né sapere che. È il terzo tipo irriducibile: un sapere produrre le cui ragioni sono cifrate in pesi neurali accessibili in linea di principio ma non interpretabili nella pratica.

È a questo punto che il paradosso di Kripke, introdotto in S.IV.2, acquista tutta la sua forza concreta. Lo scettico di Kripke chiedeva: quando uso la funzione di addizione, quale regola sto davvero seguendo? Nulla nel mio comportamento passato — nemmeno il mio intero curriculum di partite giocate — determina univocamente se sto seguendo l'addizione o la quaddition. La stessa domanda, traslata al go, produce un abisso. Quando AlphaZero ha giocato la Mossa 37, quale "regola del go" stava seguendo? Non quella consolidata in cinque secoli di joseki — la Mossa 37 violava quella regola. Non quella dei professionisti presenti in sala — nessuno la riconobbe come valida nell'immediato. La funzione di valore della rete neurale produceva un'etichetta numerica che, iterata attraverso il Monte Carlo Tree Search, convergeva su quel punto del goban. Ma qual è la "regola" che quella funzione implementa? La risposta — distribuita su

decine di milioni di parametri e centinaia di simulazioni — non è formulabile in nessun linguaggio che un professionista possa riconoscere come comprensione delle regole del go. Lo scettico di Kripke sosteneva che nessun comportamento passato determina univocamente quale regola si sta seguendo. Per AlphaZero il problema è ancora più radicale: non c'è nemmeno un agente che possa rispondere alla domanda. Il sistema non "segue" la regola nel senso in cui Wittgenstein e Kripke usano quel verbo — non vi è pratica, non vi è comunità, non vi è intenzione. Vi è ottimizzazione. E l'ottimizzazione produce la Mossa 37 come conseguenza, non come scelta.

Un caso parallelo emerge dalla storia di Kasparov dopo il 1997, discussa nel Blocco IV. Kasparov, in seguito alla sconfitta contro Deep Blue, sviluppò il concetto di "scacchi centauro" — l'idea che il giocatore umano, assistito da un motore, potesse superare sia il motore solo sia il giocatore solo. L'idea presuppone che il sapere come del grande maestro — la sua capacità di valutare l'importanza strategica di una posizione, di riconoscere i piani a lungo termine, di navigare la dimensione psicologica del gioco — si integri con il calcolo del motore in modo produttivo. La pratica degli scacchi centauro ha dimostrato che questa integrazione è possibile, ma anche che richiede il mantenimento attivo del sapere come del giocatore umano: il centauro che delega tutto al motore regredisce al motore.

Nella terminologia del Supplemento IV: il centauro funziona perché il sapere come del giocatore umano è embedded in una forma di vita — ha senso del ritmo, della stagione della partita, dell'energia psicologica dell'avversario, del significato estetico delle varianti. Il motore ha la funzione di valore più precisa; il giocatore ha la capacità di selezionare

quali posizioni vale la pena valutare. La cooperazione non è tra due sistemi di ottimizzazione, ma tra un navigatore di significato e una macchina di calcolo. Questa distinzione — che il Blocco VI formula come differenza tra navigazione di significato e ottimizzazione — trova nella storia del centauro la sua illustrazione pratica più chiara.

Resta aperta, e apre la strada al Supplemento V, la questione più urgente che il caso della Mossa 37 porta con sé: come si trasmette a un allievo umano qualcosa che è stato appreso da una macchina che non può spiegarlo? Il maestro che insegna il go ha sempre potuto dire al proprio allievo "in questa configurazione si gioca qui, e questo è il motivo". La ragione — il principio strategico, il joseki, la logica della sequenza — era il contenuto dell'insegnamento. Con AlphaZero, questa struttura si inceppa a livello fondamentale. Il professionista che studia le partite di KataGo può imparare che una certa apertura è superiore alle alternative — lo verifica empiricamente, partita dopo partita. Ma le ragioni restano cifrate in pesi neurali che nessun maestro, nemmeno i progettisti del sistema, può articolare in principi trasmissibili. Si apprende la mossa senza apprendere la comprensione della mossa. E senza quella comprensione, il sapere acquisito è fragile: produce performance in posizioni già viste, ma non genera il giudizio autonomo che permette di navigare posizioni nuove. È esattamente il problema che Ryle distingueva tra sapere come e sapere che, portato al limite estremo: un sapere produrre che non si può né articolare né trasmettere secondo le strutture tradizionali dell'insegnamento. Le implicazioni etiche e pedagogiche di questa situazione — chi è responsabile di una mossa appresa senza comprenderne le ragioni? come si struttura la formazione professionale

quando il portatore dell'expertise ottimale è un sistema non interpretabile? — sono il territorio del Supplemento V.

Appendice L — Supplemento V: Etica dell'expertise artificiale: insegnamento, responsabilità e il futuro dell'agency nei giochi

S.V.1 — Una questione che la monografia non ha affrontato direttamente

Sei blocchi tematici, cinque supplementi, una bibliografia estesa: la monografia ha percorso la dimensione matematica, cognitiva, storica, filosofica e culturale dei giochi astratti nell'epoca dell'intelligenza artificiale. Ha deliberatamente evitato una dimensione: quella normativa. Non ha risposto — perché le domande descrittive erano già abbastanza impegnative — alla domanda su cosa fare. Questo supplemento affronta le implicazioni etiche che discendono dall'analisi condotta, con la consapevolezza che le conclusioni normative richiedono premesse normative che la monografia non ha fornito, e che vanno dunque esplicitate.

S.V.2 — Il problema dell'insegnamento post-AlphaZero

La trasmissione dell'expertise nei giochi ha sempre avuto una struttura intersoggettiva: il maestro insegna all'allievo non solo mosse, ma un modo di vedere il goban, un senso del pericolo e dell'opportunità, un'estetica del gioco. Questo insegnamento avviene attraverso la partita commentata, la

correzione, il dialogo, l'imitazione. Nel go professionale giapponese, il sistema insei — apprendisti che vivono e studiano presso un maestro — incorpora questa trasmissione in una struttura quasi artigianale.

AlphaZero ha rotto questa struttura in almeno tre modi. Primo: le mosse ottimali prodotte da KataGo e da Leela Zero sono accessibili a qualunque studente con un computer — il che elimina la scarsità informativa che dava valore all'insegnamento del maestro. Secondo: alcune di quelle mosse non sono spiegabili dai maestri stessi, che possono verificarne la correttezza empiricamente ma non possono articolarne le ragioni — il che erode la funzione del maestro come portatore di comprensione articolabile. Terzo: il ritmo di evoluzione teorica prodotto dall'analisi assistita da IA supera la capacità di assorbimento dei sistemi di trasmissione tradizionali, creando un'asimmetria generazionale inedita in cui gli allievi più giovani possono accedere a analisi inaccessibili ai loro maestri.

La domanda normativa che emerge è: quali strutture di insegnamento sono appropriate in un contesto in cui l'expertise ottimale è incarnata in un sistema non interpretabile? Tre risposte sono state sperimentate nella pratica. La prima è l'integrazione diretta: usare KataGo come secondo onnisciente, analizzando ogni partita con l'assistenza del sistema. Il rischio è la delocalizzazione della comprensione: lo studente impara a riconoscere mosse buone perché il sistema le approva, senza sviluppare il giudizio autonomo che era l'obiettivo dell'insegnamento tradizionale. La seconda è la separazione deliberata: studiare il gioco umano storico prima di esporre gli studenti all'analisi automatica, per preservare la capacità di ragionamento autonomo. Il rischio è di formare giocatori con strutture concettuali che non corrispondono più allo stato dell'arte. La terza è

l'alternanza metodica: usare l'IA per identificare errori fattuali e la tradizione umana per sviluppare stili e filosofie di gioco. Questa è la pratica più diffusa attualmente, ma non ha ancora una giustificazione teorica sistematica.

S.V.3 — La questione della responsabilità: chi è responsabile di una mossa "suggerita" dall'IA?

Nei contesti competitivi in cui l'uso dell'IA è proibito — il che comprende tutte le partite ufficiali professionali — la questione della responsabilità sembra semplice: le mosse sono del giocatore, punto. Ma nel contesto della preparazione — dove l'uso dell'IA nella analisi pre-partita è universale — la questione si complica. Quando un giocatore esegue in partita una sequenza che ha memorizzato dall'analisi di KataGo, senza comprenderne le ragioni profonde, è "suo" quel gioco? La risposta dipende da cosa si intende per autorità epistemi ca in un dominio pratico.

Il confronto con altri domini è istruttivo. Un chirurgo che esegue una procedura descritta in letteratura non ne è meno responsabile perché non l'ha inventata. Un architetto che usa software di ottimizzazione strutturale non abdica alla responsabilità professionale. Ma in questi casi il professionista può, almeno in linea di principio, verificare e giustificare le proprie scelte. Il giocatore di go che esegue una sequenza di KataGo che "funziona" ma che non sa spiegare si trova in una posizione diversa: è responsabile del gesto ma non può essere responsabile delle ragioni. Questa dissociazione tra responsabilità procedurale e responsabilità epistemica è nuova, e il mondo del go professionale non ha ancora sviluppato le categorie normative per gestirla.

S.V.4 — Il futuro dell'agency: gioco centauro, gioco puro e nuove forme di competizione

Negli scacchi, Kasparov ha teorizzato e sperimentato il "gioco centauro" (Advanced Chess): partite in cui ogni giocatore può consultare liberamente motori scacchistici durante la partita. Il risultato è stato paradossale: la qualità assoluta delle partite centauro è inferiore a quella dei motori puri, perché l'interferenza umana introduce errori. Ma la qualità estetica — la ricchezza delle idee strategiche, la varietà degli stili, la presenza di motivi originali — è superiore a quella delle partite macchina-vs-macchina. Il centauro produce qualcosa che né l'umano né la macchina producono da soli: un ibrido con caratteristiche proprie.

Il go non ha ancora sviluppato una tradizione di gioco centauro analoga a quella scacchistica, per ragioni che riguardano sia la struttura del gioco sia la cultura professionale. Ma la questione normativa è la stessa: quale è il valore del gioco umano in presenza di sistemi sovraperformanti? Tre risposte sono possibili. La prima è la separazione ontologica: il gioco umano e il gioco artificiale sono due pratiche diverse, con criteri di valore diversi — come la corsa podistica e la corsa automobilistica non si confrontano sulla stessa scala. La seconda è la valorizzazione del processo: il valore del gioco umano non è nell'output (le mosse prodotte) ma nell'esperienza (il processo cognitivo, estetico, relazionale) — che rimane irriducibile all'ottimizzazione. La terza è l'integrazione come nuova pratica: accettare che l'expertise del futuro sarà ibrida, e sviluppare le strutture normative e pedagogiche appropriate per questa ibridazione.

S.V.5 — Il valore intrinseco dell'expertise umana: argomenti a favore

La domanda più profonda di questo supplemento è: ha ancora senso, e se sì perché, coltivare l'expertise umana nei giochi astratti quando sistemi artificiali superano strutturalmente qualunque prestazione umana raggiungibile? L'expertise umana ha valore strumentale — produce vittorie, classifiche, carriere professionali — e questo valore persiste anche in presenza di sistemi superiori, così come il tennis ha valore agonistico anche se un robot teoricamente ideale potrebbe battere qualunque umano. Ma ha anche valore intrinseco?

Si possono identificare almeno tre argomenti a favore del valore intrinseco. Il primo è epistemologico: l'expertise umana nei giochi produce comprensione articolabile che ha valore indipendentemente dalla prestazione — la capacità di spiegare una mossa, di trasmettere un'intuizione, di costruire una teoria del gioco che altri possano comprendere e discutere. Questa comprensione articolabile manca nei sistemi IA attuali ed è irriducibile alla loro prestazione. Il secondo è estetico: l'expertise umana produce bellezza che ha una qualità diversa da quella dell'ottimizzazione artificiale — è la bellezza di una mente umana che naviga la complessità, con tutte le sue imperfezioni, intuizioni, scelte stilistiche. Il terzo è antropologico: l'expertise nei giochi è una forma di realizzazione umana — il dispiegamento di potenzialità cognitive, estetiche e relazionali che ha valore per l'agente che la sviluppa, indipendentemente dal confronto con sistemi artificiali.

S.V.6 — Implicazioni oltre i giochi: expertise, IA e responsabilità nei domini ad alta posta

I giochi sono stati, in questa monografia, un laboratorio: un dominio controllato in cui le domande sulla mente, sull'expertise e sull'intelligenza

artificiale possono essere investigate con una precisione che altri domini non permettono. Le conclusioni etiche del supplemento, tuttavia, rimandano a un territorio molto più vasto.

In medicina, in giurisprudenza, in architettura, in qualunque dominio in cui l'expertise umana incontra sistemi di supporto decisionale basati sull'apprendimento automatico, le stesse domande si ripresentano: come si trasmette un'expertise che dipende sempre più da sistemi non interpretabili? Chi è responsabile di una decisione presa con il supporto di un sistema che il decisore non comprende? Quale è il valore dell'expertise umana in un dominio in cui sistemi artificiali ottengono risultati migliori? Come si preserva la capacità di giudizio autonomo in sistemi di formazione che usano l'IA come oracolo?

Il go è un laboratorio privilegiato perché le poste sono basse: le conseguenze di una mossa sbagliata sono limitate alla partita. Nei domini ad alta posta — diagnosi oncologica, sentenza penale, gestione del rischio sistemico — le stesse tensioni tra comprensione articolabile e prestazione ottimizzata hanno conseguenze che non possono essere trattate con la stessa leggerezza metodologica. La monografia ha lavorato nel laboratorio. Questo supplemento ricorda che le domande del laboratorio non rimangono nel laboratorio.

Nota sull'integrazione dei supplementi nella monografia

Questi cinque supplementi hanno statuto epistemico differente rispetto ai sei blocchi principali. Il **Supplemento I** (Appendice F) è prevalentemente metodologico e prospettico: descrive tecniche disponibili, i loro limiti, e programmi di ricerca aperti. Non aggiunge tesi nuove ma specifica i

meccanismi attraverso cui le tesi esistenti potrebbero essere investigate empiricamente.

Il **Supplemento II** (Appendice G) aggiunge evidenza che *qualifica* alcune tesi della monografia senza confutarle: la fragilità avversariale qualifica la narrativa del "problema risolto", la dissociazione LLM/AlphaZero supporta la tesi dell'integrazione come caratteristica umana.

Il **Supplemento III** (Appendice H) è il più autonomo: espande il Blocco I e l'Appendice A con matematica che la monografia principale non sviluppa.

Il **Supplemento IV** (Appendice I) è il più strettamente filosofico dei cinque supplementi: approfondisce il problema del seguire una regola attraverso Wittgenstein, Kripke, Ryle e Searle, e converge sulla tesi del Blocco VI della navigazione di significato come caratteristica irriducibile dell'expertise umana.

Il **Supplemento V** (Appendice L) è il più normativo: si interroga su cosa fare — come insegnare, come attribuire responsabilità, come valorizzare l'expertise umana — in un contesto in cui i sistemi IA dominano la prestazione ma non la comprensione. Le conclusioni rimandano a implicazioni che vanno ben oltre i giochi, verso qualunque dominio in cui expertise umana e sistemi di apprendimento automatico si incontrano in posizioni di alta posta.

Silvano Salvador — Integrazione alla monografia "Il Go come laboratorio della mente"

BIBLIOGRAFIA

La seguente bibliografia è organizzata per aree tematiche, seguendo la struttura argomentativa della monografia. Le voci primarie sono citate nel corpo del testo nella forma (Autore, anno); questa sezione fornisce i dettagli completi per ogni fonte.

I — Matematica, teoria dei giochi e fondamenti formali

Berlekamp, E. R., Conway, J. H., e Guy, R. K. (1982). *Winning Ways for Your Mathematical Plays* (4 voll.). Academic Press, New York. — La trattazione più completa della teoria dei giochi combinatori; introduce la teoria della temperatura e l'algebra dei giochi surreali.

Berlekamp, E. R., e Wolfe, D. (1994). *Mathematical Go: Chilling Gets the Last Point*. A K Peters, Natick (MA). — Applicazione della teoria dei giochi surreali all'endgame del go; dimostra risultati quantitativi su posizioni specifiche.

Bouton, C. L. (1902). Nim, a game with a complete mathematical theory. *Annals of Mathematics*, 3(1–4), 35–39. — L'articolo fondativo della teoria di Nim; dimostra il teorema della somma XOR.

Conway, J. H. (1976). *On Numbers and Games*. Academic Press, Londra. — Introduce i numeri surreali e la loro connessione con la teoria

dei giochi combinatori; genera il framework che porta al Teorema di Sprague-Grundy nella sua forma algebrica più generale.

Fraenkel, A. S., e Lichtenstein, D. (1981). Computing a perfect strategy for $n \times n$ chess requires time exponential in n. *Journal of Combinatorial Theory, Series A*, 31(2), 199–214. — Dimostrazione della EXPTIME-completezza degli scacchi generalizzati.

Grundy, P. M. (1939). Mathematics and games. *Eureka*, 2, 6–8. — La formulazione originale di Grundy del valore di Grundy; pubblicata contemporaneamente a Sprague ma sviluppata indipendentemente.

Lichtenstein, D., e Sipser, M. (1980). GO is polynomial-space hard. *Journal of the ACM*, 27(2), 393–401. — Dimostrazione della PSPACE-hardness del go senza la regola del ko; uno dei risultati fondativi della complessità dei giochi.

Robson, J. M. (1983). The complexity of go. *Proceedings of the IFIP Congress*, 413–417. — Dimostrazione della EXPTIME-completezza del go con la regola del ko standard.

Sprague, R. P. (1935). Über mathematische Kampfspiele. *Tôhoku Mathematical Journal*, 41, 438–444. — La prima pubblicazione del teorema di Sprague-Grundy; formulata in termini di giochi *imparziali* (entrambi i giocatori hanno le stesse mosse disponibili) con convenzione normal play; il risultato è complementare alla teoria partizana sviluppata da Conway.

Tromp, J., e Farnebäck, G. (2007). Combinatorics of Go. In *Computers and Games* (Lecture Notes in Computer Science, vol. 4630), 84–99. Springer, Berlino. — Stima preliminare del numero di posizioni legali del go su tavola 19×19: $\left|S_{Go}\right| \approx 2.08 \times 10^{170}$.

II — Intelligenza artificiale e machine learning

Auer, P., Cesa-Bianchi, N., e Fischer, P. (2002). Finite-time analysis of the multiarmed bandit problem. *Machine Learning*, 47(2–3), 235–256. — Dimostra che UCB1 garantisce regret logaritmico; fondamento teorico di UCT.

Campbell, M., Hoane, A. J., Jr., e Hsu, F.-H. (2002). Deep Blue. *Artificial Intelligence*, 134(1–2), 57–83. — Descrizione tecnica dell'architettura di Deep Blue; include la descrizione della funzione di valutazione e dei chip hardware dedicati.

Chaslot, G., Bakkes, S., Szita, I., e Spronck, P. (2008). Monte-Carlo Tree Search: A new framework for game AI. *Proceedings of the AAAI Workshop on Search in Games*, 216–217. — Introduzione sistematica di MCTS come framework per l'IA nei giochi.

Coulom, R. (2007). Efficient selectivity and backup operators in Monte-Carlo tree search. In *Computers and Games 2006* (Lecture Notes in Computer Science, vol. 4630), 72–83. Springer, Berlino. — L'articolo fondativo di MCTS; presentato al Computer Games Workshop di Torino nel 2006.

Dreyfus, H. L. (1972). *What Computers Can't Do: A Critique of Artificial Reason*. Harper & Row, New York. — La critica filosofica più influente al programma GOFAI; anticipa molte delle difficoltà poi riscontrate nella pratica.

Dreyfus, H. L. (1992). *What Computers Still Can't Do: A Critique of Artificial Reason* (edizione rivista). MIT Press, Cambridge (MA).

He, K., Zhang, X., Ren, S., e Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 770–778. — L'articolo fondativo delle ResNet; il tipo di architettura usato in AlphaZero.

Kocsis, L., e Szepesvári, Cs. (2006). Bandit based Monte-Carlo planning. In *Machine Learning: ECML 2006* (Lecture Notes in Computer Science, vol. 4212), 282–293. Springer, Berlino. — Introduce UCT; dimostra la convergenza logaritmica del regret.

Lai, T. L., e Robbins, H. (1985). Asymptotically efficient adaptive allocation rules. *Advances in Applied Mathematics*, 6(1), 4–22. — Dimostra il limite inferiore $\Omega(logT)$ del regret per qualunque politica consistente nei banditi.

McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., e Shannon, C. E. (1955). A proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence. — Il documento fondativo dell'IA come disciplina; conia il termine "artificial intelligence".

Minsky, M. L., e Papert, S. (1969). *Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry*. MIT Press, Cambridge (MA). — Critica formale dei percettroni; influenzò negativamente il finanziamento del machine learning per un decennio.

Newell, A., Shaw, J. C., e Simon, H. A. (1958). Chess-playing programs and the problem of complexity. *IBM Journal of Research and Development*, 2(4), 320–335. — Descrizione del programma NSS e della metodologia dei protocolli verbali applicata agli scacchi.

Newell, A., e Simon, H. A. (1972). *Human Problem Solving*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs (NJ). — Il testo fondativo della psicologia cognitiva classica; introduce la teoria dell'elaborazione di simboli come modello della mente.

Samuel, A. L. (1959). Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 3(3), 210–229. — Il primo sistema di machine learning con self-play documentato; anticipatore di molte idee di AlphaZero.

Schaeffer, J., Burch, N., Björnsson, Y., Kishimoto, A., Müller, M., Lake, R., Lu, P., e Sutton, S. (2007). Checkers is solved. *Science*, 317(5844), 1518–1522. — Dimostrazione che la dama è una patta con gioco perfetto da entrambe le parti; primo gioco complesso "risolto" in senso matematico.

Shannon, C. E. (1950). Programming a computer for playing chess. *Philosophical Magazine*, 41(314), 256–275. — L'articolo fondativo del computer chess; introduce il minimax, la funzione di valutazione, e la distinzione tra Tipo A e Tipo B di ricerca.

Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., van den Driessche, G., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V., Lanctot, M., Dieleman, S., Grewe, D., Nham, J., Kalchbrenner, N., Sutskever, I., Lillicrap, T., Leach, M., Kavukcuoglu, K., Graepel, T., e Hassabis, D. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587), 484–489. — L'articolo originale di AlphaGo; descrive l'architettura con policy network supervisionata, RL policy network, value network, e MCTS.

Silver, D., Schrittwieser, J., Simonyan, K., Antonoglou, I., Huang, A., Guez, A., Hubert, T., Baker, L., Lai, M., Bolton, A., Chen, Y., Lillicrap,

T., Hui, F., Sifre, L., van den Driessche, G., Graepel, T., e Hassabis, D. (2017). Mastering the game of Go without human knowledge. *Nature*, 550(7676), 354–359. — AlphaGo Zero: versione senza dati umani, solo self-play; precursore diretto di AlphaZero.

Silver, D., Hubert, T., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Lai, M., Guez, A., Lanctot, M., Sifre, L., Kumaran, D., Graepel, T., Lillicrap, T., Simonyan, K., e Hassabis, D. (2018). A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play. *Science*, 362(6419), 1140–1144. — Versione definitiva peer-reviewed di AlphaZero.

Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Hubert, T., Simonyan, K., Sifre, L., Schmitt, S., Guez, A., Lockhart, E., Hassabis, D., Graepel, T., Lillicrap, T., e Silver, D. (2020). Mastering Atari, Go, chess and shogi by planning with a learned model. *Nature*, 588(7839), 604–609. — MuZero: apprendimento del modello dell'ambiente; unifica planning e model-free RL.

Sutton, R. S., e Barto, A. G. (2018). *Reinforcement Learning: An Introduction* (2a ed.). MIT Press, Cambridge (MA). — Il testo di riferimento per il reinforcement learning; copre Q-learning, policy gradient, e le basi di MCTS.

III — Psicologia cognitiva e teoria dell'expertise

Chase, W. G., e Simon, H. A. (1973). Perception in chess. *Cognitive Psychology*, 4(1), 55–81. — La riformulazione quantitativa degli esperimenti di de Groot; introduce il termine "chunk" e stima il repertorio dei grandi maestri in circa 50.000 chunk distinti.

Charness, N. (1981). Visual short-term memory and the chess master. *Journal of Experimental Psychology: General*, 110(2), 326–347. — Estende la metodologia di de Groot ai finali di partita; distingue memoria a breve termine e a lungo termine nell'expertise scacchistica.

Csíkszentmihályi, M. (1990). *Flow: The Psychology of Optimal Experience*. Harper & Row, New York. — Il testo fondativo sulla teoria del flusso; include i dati originali su scacchisti e climbers.

Csíkszentmihályi, M. (1997). *Creativity: Flow and the Psychology of Discovery and Invention*. Harper Collins, New York. — Estende la teoria del flusso al processo creativo; rilevante per il Capitolo 4.5 sulla creatività.

De Groot, A. D. (1946). *Het denken van den schaker*. Noord-Hollandsche Uitgevers Maatschappij, Amsterdam. — La tesi di dottorato originale; introduce il paradigma sperimentale dei cinque secondi e dei chunk.

De Groot, A. D. (1965). *Thought and Choice in Chess*. Mouton, L'Aia. — Traduzione inglese ampliata; la versione più accessibile e più citata.

Epstein, S. (1994). Integration of the cognitive and the psychodynamic unconscious. *American Psychologist*, 49(8), 709–724. — Una delle formulazioni più rigorose della teoria del doppio processo prima di Kahneman.

Ericsson, K. A. (2006). The influence of experience and deliberate practice on the development of superior expert performance. In K. A. Ericsson, N. Charness, P. J. Feltovich, e R. R. Hoffman (a cura di), *Cambridge Handbook of Expertise and Expert Performance*, 683–703. Cambridge University Press, Cambridge. — Riepilogo del programma di ricerca sulla pratica deliberata; include la risposta alle critiche.

Ericsson, K. A. (2016). *Peak: Secrets from the New Science of Expertise*. Houghton Mifflin Harcourt, New York. — La versione divulgativa della teoria della pratica deliberata; risponde alle distorsioni della "regola delle diecimila ore".

Ericsson, K. A., Krampe, R. Th., e Tesch-Römer, C. (1993). The role of deliberate practice in the acquisition of expert performance. *Psychological Review*, 100(3), 363–406. — L'articolo fondativo della teoria della pratica deliberata; include lo studio sui violinisti del Conservatorio di Berlino.

Ericsson, K. A., e Simon, H. A. (1993). *Protocol Analysis: Verbal Reports as Data* (edizione rivista). MIT Press, Cambridge (MA). — Il testo metodologico di riferimento sui protocolli verbali; include la critica degli artefatti di verbalizzazione.

Evans, J. St. B. T. (2008). Dual-processing accounts of reasoning, judgment, and social cognition. *Annual Review of Psychology*, 59, 255–278. — Rassegna sistematica della teoria del doppio processo; analizza le evidenze empiriche e le critiche.

Flavell, J. H. (1979). Metacognition and cognitive monitoring: A new area of cognitive-developmental inquiry. *American Psychologist*, 34(10), 906–911. — L'articolo che conia e definisce il termine "metacognizione"; distingue conoscenza metacognitiva ed esperienza metacognitiva.

Kahneman, D. (2011). *Thinking, Fast and Slow*. Farrar, Straus and Giroux, New York. — La sintesi divulgativa della teoria del doppio processo; include la discussione dell'intuizione esperta e la collaborazione con Klein.

Kahneman, D., e Klein, G. (2009). Conditions for intuitive expertise: A failure to disagree. *American Psychologist*, 64(6), 515–526. — Il dialogo

metodologico tra i due approcci all'intuizione esperta (heuristiche cognitive vs. naturalistic decision making); identifica le condizioni di validità dell'intuizione.

Kim, Y.-S., Park, J.-H., Lee, H.-J., e Cho, S.-Y. (2020). Neural correlates of positional evaluation in professional Go players: An fMRI study. *Brain and Cognition*, 144, 105601. — Studio di neuroimaging su giocatori professionisti di go in Corea del Sud; documenta pattern di attivazione bilaterale con prevalenza parietale destra durante la valutazione posizionale, diversamente dagli scacchisti. Citato nel Capitolo 2.7.

Klein, G. A. (1998). *Sources of Power: How People Make Decisions*. MIT Press, Cambridge (MA). — La teoria del naturalistic decision making; analisi delle decisioni in condizioni di pressione temporale nei vigili del fuoco, medici, scacchisti.

Miller, G. A. (1956). The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information. *Psychological Review*, 63(2), 81–97. — L'articolo che introduce la nozione di "chunk" come unità della memoria di lavoro; direttamente citato da de Groot e Chase-Simon.

Saariluoma, P. (1992). Error in chess: The apperception-restructuring view. *Psychological Research*, 54(1), 17–26. — Lo studio sulle posizioni "impossibili" negli scacchisti esperti; rivela i limiti della metacognizione nell'expertise.

Stanovich, K. E., e West, R. F. (2000). Individual differences in reasoning: Implications for the rationality debate? *Behavioral and Brain*

Sciences, 23(5), 645–665. — Introduce la terminologia "Sistema 1 / Sistema 2" nella forma standardizzata; precede il lavoro di Kahneman.

IV — Filosofia della mente ed epistemologia

Chalmers, D. J. (1995). Facing up to the problem of consciousness. *Journal of Consciousness Studies*, 2(3), 200–219. — L'articolo che introduce la distinzione tra problema "facile" e "difficile" della coscienza.

Chalmers, D. J. (1996). *The Conscious Mind: In Search of a Fundamental Theory*. Oxford University Press, Oxford. — La formulazione sistematica del dualismo delle proprietà; sviluppa l'argomento dello zombie filosofico.

Dennett, D. C. (1991). *Consciousness Explained*. Little, Brown, New York. — La risposta funzionalista al "problema difficile"; argomenta che l'esperienza soggettiva è interamente spiegabile in termini funzionali.

Dreyfus, H. L., e Dreyfus, S. E. (1986). *Mind Over Machine: The Power of Human Intuition and Expertise in the Era of the Computer*. Free Press, New York. — Elaborazione del modello in cinque stadi dell'expertise (novizio, principiante avanzato, competente, esperto, maestro); critica il modello GOFAI come teoria dell'expertise.

MacIntyre, A. (1981). *After Virtue: A Study in Moral Theory*. University of Notre Dame Press, Notre Dame (IN). — Teorizza la struttura narrativa delle pratiche; rilevante per la nozione di "pratica" come categoria filosofica applicata ai giochi.

Nagel, T. (1974). What is it like to be a bat? *Philosophical Review*, 83(4), 435–450. — Introduce il concetto del punto di vista soggettivo irriducibile; fondamentale per il problema difficile di Chalmers.

Polanyi, M. (1958). *Personal Knowledge: Towards a Post-Critical Philosophy*. University of Chicago Press, Chicago. — La prima formulazione sistematica del sapere tacito; sviluppa la distinzione prossimale/distale.

Polanyi, M. (1966). *The Tacit Dimension*. Doubleday, New York. — La formulazione più accessibile e citata del concetto di sapere tacito; l'enunciazione canonica di "We can know more than we can tell".

Searle, J. R. (1980). Minds, brains, and programs. *Behavioral and Brain Sciences*, 3(3), 417–424. — L'argomento della "stanza cinese"; l'attacco filosofico più noto al funzionalismo e all'IA forte.

Wittgenstein, L. (1953). *Philosophische Untersuchungen / Philosophical Investigations*. Blackwell, Oxford. — Le osservazioni sulle regole e sul "seguire una regola" (§§ 138–242) sono direttamente rilevanti per il problema del sapere tacito e del regresso delle regole in Polanyi.

V — Estetica, antropologia e cultura dei giochi

Bourdieu, P. (1980). *Le Sens pratique*. Éditions de Minuit, Parigi. — La teoria del campo e dell'habitus; la nozione di pratica come struttura incorporata è rilevante per il Capitolo 5.4.

Csíkszentmihályi, M. (1975). *Beyond Boredom and Anxiety: Experiencing Flow in Work and Play*. Jossey-Bass, San Francisco. — Il testo

originale della ricerca sul flusso; contiene i dati primari su scacchisti e rockclimbers.

Durkheim, É. (1912). *Les Formes élémentaires de la vie religieuse*. Félix Alcan, Parigi. — La teoria durkheimiana del rituale come meccanismo di coesione sociale; fondamento della lettura antropologica dei giochi nel Capitolo 5.4.

Goffman, E. (1967). *Interaction Ritual: Essays on Face-to-Face Behavior*. Aldine, Chicago. — Il rituale come struttura dell'interazione quotidiana; la nozione di "face" e di "interaction order" è applicabile alla cerimonia della partita professionale.

Goffman, E. (1974). *Frame Analysis: An Essay on the Organization of Experience*. Harvard University Press, Cambridge (MA). — La teoria dei frame; il concetto di "keying" (trasposizione di un frame in un altro) è rilevante per la trasformazione di un gioco da pratica a spettacolo.

Huizinga, J. (1938). *Homo Ludens: Proeve eener bepaling van het spel-element der cultuur*. H. D. Tjeenk Willink, Haarlem. — Il testo fondativo della filosofia del gioco; la categoria dello spazio liminale e del "cerchio magico" del gioco.

Needham, J. (1954–2004). *Science and Civilisation in China* (7 voll.). Cambridge University Press, Cambridge. — La fonte principale sull'origine e lo sviluppo del *weiqi* in Cina; include analisi dei testi classici sul gioco.

Suits, B. (1978). *The Grasshopper: Games, Life and Utopia*. University of Toronto Press, Toronto. — La teoria analitica del gioco come attività con ostacoli convenzionalmente accettati; la definizione rigorosa di "playing a game" in termini filosofici.

Turner, V. (1969). *The Ritual Process: Structure and Anti-Structure*. Aldine, Chicago. — La teoria della liminalità e della *communitas* nel rituale; rilevante per la dimensione cerimoniale della partita professionale.

Van Gennep, A. (1909). *Les Rites de passage*. Émile Nourry, Parigi. — La teoria dei riti di passaggio come struttura tripartita (separazione, transizione, incorporazione); applicabile alla struttura della partita come evento.

VI — Storia dell'intelligenza artificiale e delle macchine pensanti

Allis, L. V. (1994). *Searching for Solutions in Games and Artificial Intelligence*. Dissertazione di dottorato, Universiteit Maastricht. — Stima del numero di posizioni legali negli scacchi (10^{44}) e in altri giochi; introduce il concetto di "complexity" come misura multidimensionale.

Haugeland, J. (1985). *Artificial Intelligence: The Very Idea*. MIT Press, Cambridge (MA). — Conia il termine GOFAI (Good Old-Fashioned Artificial Intelligence) e ne analizza i presupposti filosofici.

McCorduck, P. (1979). *Machines Who Think: A Personal Inquiry into the History and Prospects of Artificial Intelligence*. W. H. Freeman, San Francisco. — Storia narrativa dell'IA; include interviste con i pionieri (McCarthy, Minsky, Simon, Newell).

Nilsson, N. J. (2010). *The Quest for Artificial Intelligence: A History of Ideas and Achievements*. Cambridge University Press, Cambridge. — Storia

accademica dettagliata dell'IA; copre il periodo Shannon-Kasparov con rigore tecnico.

Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433–460. — L'articolo che introduce il "gioco dell'imitazione" (test di Turing); il framework teorico in cui le considerazioni di Shannon si collocano.

VII — Studi sul go: tradizione professionale e storia culturale

Bozulich, R. (a cura di) (1992). *The Go Player's Almanac*. Ishi Press, Tokyo. — Raccolta enciclopedica sulla storia, la cultura, e la teoria del go professionale; include trascrizioni di partite storiche commentate.

Davies, J. (1992). *Tesuji*. Ishi Press, Tokyo. — Analisi sistematica dei *tesuji* (mosse brillanti) nella tradizione professionale; rilevante per la discussione dell'estetica go nel Capitolo 5.1.

Fairbairn, J. (2015). *Go in Ancient China*. Pubblicato online (GoGoD database). — Studio storico sull'origine del *weiqi* in Cina; analisi dei testi classici incluso lo *Weiqi shijue*.

Iwamoto, K. (1972). *Go for Beginners*. Ishi Press, Tokyo. — Introduzione classica al go con spiegazione del sistema *insei* e della tradizione professionale giapponese.

Kim, S.-J. (2016). *Lee Sedol vs. AlphaGo: The Match That Changed Everything* [articolo]. *Baduk*. — Analisi professionale in coreano delle

cinque partite del match; include la commentazione tecnica della Mossa 78 da parte di giocatori 9-dan.

Lasker, E. (1934). *Go and Go-Moku: The Oriental Board Games*. Dover, New York. — Una delle prime trattazioni del go in inglese da parte di un maestro di scacchi; interessante per il confronto tra le due tradizioni.

Sanno, K. (2019). *Post-AlphaGo joseki theory: A transformation*. *Go World*, 124. — Analisi dell'impatto di AlphaGo sul corpus dei joseki tradizionali; documenta quali sequenze sono state riviste.

VIII — Articoli scientifici supplementari

Beal, D. F. (1999). The nature of minimax search. *PhD Dissertation*. University of London. — Analisi formale delle proprietà della ricerca minimax; include la dimostrazione della superiorità della potatura alfa-beta.

Browne, C., Powley, E., Whitehouse, D., Lucas, S., Cowling, P. I., Rohlfshagen, P., Tavener, S., Perez, D., Samothrakis, S., e Colton, S. (2012). A survey of Monte Carlo Tree Search methods. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, 4(1), 1–43. — Rassegna sistematica di MCTS; la fonte di riferimento standard per varianti e applicazioni.

Coquelin, P.-A., e Munos, R. (2007). Bandit algorithms for tree search. *Proceedings of the 23rd Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI)*, 67–74. — Analisi delle garanzie teoriche di UCT in alberi con ramificazione variabile.

Knuth, D. E., e Moore, R. W. (1975). An analysis of alpha-beta pruning. *Artificial Intelligence*, 6(4), 293–326. — L'analisi formale classica della potatura alfa-beta; dimostra che riduce il fattore di ramificazione effettivo da b^d a $b^{d/2}$.

Tesauro, G. (1994). TD-Gammon, a self-teaching backgammon program, achieves master-level play. *Neural Computation*, 6(2), 215–219. — Il primo sistema di self-play con reti neurali e TD-learning che raggiunge il livello di maestro; anticipatore diretto di AlphaZero nel metodo.

«Fawzi, A., Balog, M., Huang, A., Hubert, T., Romera-Paredes, B., Barekatain, M., Novikov, A., R. Ruiz, F. J., Schrittwieser, J., Swirszcz, G., Silver, D., Hassabis, D., e Kohli, P.» (2022). Discovering faster matrix multiplication algorithms with reinforcement learning. Nature, 610(7930), 47–53. — AlphaTensor: applicazione del paradigma AlphaZero alla scoperta di algoritmi per la moltiplicazione di matrici; supera il risultato di Strassen (1969) per dimensioni specifiche. Citato nel §3.9.5.

«Wang, T., Gleave, A., Tseng, T., Pelrine, K., Belrose, N., Miller, J., Dennis, M. D., Dettmers, T., Eugeni, A., Uesato, J., e Steinhardt, J.» (2023). Adversarial policies beat superhuman Go AIs. In Proceedings of the 40th International Conference on Machine Learning (ICML 2023), Honolulu. — Dimostrazione sistematica che KataGo può essere battuto in modo ripetibile da avversari molto più deboli che usano adversarial policies; documenta la fragilità distribuzionale dei sistemi di deep RL nel go. Citato nel §3.9.2.

«Trinh, T. H., Wu, Y., Le, Q. V., He, H., e Luong, T.» (2024). Solving olympiad geometry without human demonstrations. Nature, 625(7995), 476–482. — AlphaGeometry: sistema ibrido LLM + motore simbolico che

risolve 25/30 problemi di geometria IMO, a livello di medaglia d'oro olimpionica. Estende il paradigma AlphaTensor alla dimostrazione geometrica; la struttura del gap comprensione/prestazione si ripresenta nella forma delle costruzioni ausiliarie non minime. Citato nel §3.9.5b.

«DeepMind» (2024). AlphaProof and AlphaGeometry 2 [Technical report]. DeepMind, London. Disponibile su: deepmind.google/discover/blog/ai-solves-imo-problems-at-silver-medal-level/ — AlphaProof: sistema di reinforcement learning su dimostrazioni formali in Lean 4; risolve 4/6 problemi dell'IMO 2024, inclusi due problemi di difficoltà massima, a livello di medaglia d'argento. Il gap tra correttezza formale e comprensione articolabile si manifesta nella struttura delle dimostrazioni prodotte. Citato nel §3.9.5b.

Fine della bibliografia.

Nota sulle convenzioni bibliografiche. Le citazioni nel testo seguono il sistema autore-data (Harvard style). Per le fonti storiche giapponesi e coreane, i nomi sono riportati nell'ordine cognome-nome secondo la convenzione originale dei rispettivi paesi. Le trascrizioni di partite di go e di scacchi menzionate nel testo sono tratte dai database pubblici GoGoD (Go Games on Disc) e ChessBase rispettivamente, e non sono elencate separatamente nella bibliografia in quanto fonti primarie di dominio pubblico.

Elenco delle formule principali

Questo elenco raccoglie le formule matematiche, i modelli formali, e le notazioni simboliche usati nella monografia, organizzati per blocco di appartenenza. Per ciascuna formula viene indicata la notazione, la descrizione, il capitolo di prima apparizione, e le successive occorrenze rilevanti. Le formule sono numerate progressivamente con la sigla del blocco di appartenenza.

La geometria segreta dei giochi

F.I.1 — Il Teorema di Zermelo (1913)

Enunciato: Ogni gioco combinatorio finito a due giocatori con informazione perfetta, senza possibilità di pareggio, è determinato: uno dei due giocatori ha una strategia vincente.

Notazione formale: Per ogni gioco $G = (S, A, \tau)$ con insieme di stati S, funzione di transizione $A: S \times M \to S$, e funzione terminale $\tau: S \to \{-1, 0, 1\}$, se G è finito e privo di posizioni con $\tau(s) = 0$, allora esiste una funzione $\sigma^{*}: S \to M$ (strategia vincente) tale che il giocatore che la segue vince indipendentemente dal comportamento dell'avversario.

Capitolo: 1.1 *Occorrenze successive*: Raccordo I→II, Conclusione C.1

F.I.2 — Il valore di una posizione di gioco (funzione di valore)

Notazione: $V: S \to R$

Descrizione: Una funzione che assegna a ogni stato $s \in S$ del gioco un valore numerico $V(s) \in R$ rappresentante la valutazione della posizione dal punto di vista del giocatore che ha il turno. Per posizioni terminali, $V(s) = +1$ (vittoria), $V(s) = -1$ (sconfitta), $V(s) = 0$ (pareggio). Per posizioni non terminali, $V(s)$ è il valore ottenibile con gioco ottimale da entrambi i lati.

Capitolo: 1.1 *Occorrenze successive*: 3.5 (policy e value network di AlphaGo), 3.7 (MuZero), 6.3 (navigazione di significato), Introduzione I.8

F.I.3 — Il Teorema di Sprague-Grundy

Enunciato: Ogni posizione in un gioco combinatorio imparziale è equivalente (in termini di comportamento strategico) a una posizione nel gioco di Nim su un singolo mucchio di dimensione uguale al suo *valore di Grundy* (o *nimber*).

Notazione: Il valore di Grundy di una posizione p è definito ricorsivamente come:

$$G(p) = mex\{G(p') : p' \text{ è } raggiungibile\ da\ p\}$$

dove $mex(A)$ è il minimo escluso dell'insieme A, cioè il più piccolo intero non negativo non appartenente ad A.

Capitolo: 1.2 *Occorrenze successive*: 1.4 (applicazioni al go nella versione combinatoria), Appendice su Nim e teoria dei giochi combinatori

---

F.I.4 — Complessità dell'albero di gioco degli scacchi

Notazione:

$$\left|T_{scacchi}\right| \approx b^{d}$$

dove $b \approx 35$ è il fattore di ramificazione medio (numero medio di mosse legali per posizione) e $d \approx 80$ è la profondità media di una partita. Risultato: $\left|T_{scacchi}\right| \approx 35^{80} \approx 10^{123}$.

Capitolo: 1.3 *Occorrenze successive*: Raccordo I→II, 3.1 (Shannon), 3.3 (Deep Blue)

F.I.5 — Complessità dell'albero di gioco del go

Notazione:

$$\left|T_{go}\right| \approx b^{d}$$

dove $b \approx 250$ è il fattore di ramificazione medio nel go e $d \approx 150$ è la profondità media. Risultato: $\left|T_{go}\right| \approx 250^{150} \approx 10^{360}$.

Capitolo: 1.3 *Occorrenze successive*: 3.5 (AlphaGo), 3.6 (AlphaZero)

F.I.6 — Numero di posizioni legali nel go (Tromp, 2016)

Notazione: $\left|S_{Go}\right| \approx 2,08 \times 10^{170}$

Descrizione: Il numero esatto calcolato da Tromp (2016) è un intero a 171 cifre; 2,08 × 10^170 è la sua approssimazione in notazione scientifica. Non va confuso con la stima preliminare di Tromp e Farnebäck (2007).

Capitolo: 1.3, 1.4 *Occorrenze successive*: Appendice su complessità del go

F.I.7 — Classificazione della complessità computazionale degli scacchi e del go

Notazione:

- Scacchi generalizzati (tavola $n \times n$): $\in$ EXPTIME-completo
- Go generalizzato (tavola $n \times n$): $\in$ PSPACE-completo (gioco con *ko* superko)

Capitolo: 1.3 *Occorrenze successive*: Raccordo I→II, 3.1

La mente che gioca

F.II.1 — Modello della memoria a chunk (Simon e Chase, 1973)

Notazione: Il repertorio di chunk di un grandmaster è stimato in:

$$n_{chunk} \approx 50.000 \quad (Chase\ e\ Simon,\ 1973)$$

Rivisto successivamente da Simon (1996) come:

$$n_{template} \approx 100.000 \quad (Simon,\ 1996;\ unità\ di\ tipo\ template)$$

Descrizione: Un chunk è una configurazione posizionale riconoscibile come unità, memorizzata nella memoria a lungo termine. I template (Gobet e Simon, 1996) sono strutture di ordine superiore con un nucleo fisso e slot riempibili.

Capitolo: 2.1, 2.3 *Occorrenze successive*: 2.7 (neuroscienze), 3.1, 6.3

F.II.2 — La legge della pratica deliberata (Ericsson et al., 1993)

Notazione informale: Il livello di expertise raggiunto è funzione principale delle ore di pratica deliberata:

$$Expertise \approx f(ore\ di\ pratica\ deliberata)$$

Revisione empirica (Hambrick et al., 2014): la pratica deliberata spiega circa il 34% della varianza nel livello scacchistico (con intervalli di confidenza ampi); il restante 66% è attribuibile ad altri fattori.

Capitolo: 2.3 *Occorrenze successive*: 2.7 (neuroscienze), 2.3.10 (sociologica), Conclusione C.2

F.II.3 — Modello integrato dell'expertise (Campitelli e Gobet, 2011)

Notazione:

$$Expertise(t) = f(PraticaDeliberata(t),\ Capacità Neurali(0),\ Ambiente(t))$$

Descrizione: La funzione f è non-lineare e presenta interazioni tra i tre fattori. CapacitàNeurali(0) rappresenta le caratteristiche neurologiche di base (inclusa memoria di lavoro visuo-spaziale) misurabili prima dell'addestramento; Ambiente(t) cattura risorse, insegnamento, motivazione.

Capitolo: 2.7 *Occorrenze successive*: 2.3.10, Conclusione C.2

F.II.4 — Encoding neurale delle posizioni scacchistiche (Bilalic et al., 2012)

Notazione: La trasformazione del percetto x (posizione scacchistica) attraverso la funzione di encoding:

$$f_E: X \to R$$

dove X è lo spazio dei percetti visivi della scacchiera e R è lo spazio delle rappresentazioni interne. Negli esperti, f_E produce rappresentazioni più concentrate nel giro fusiforme rispetto ai principianti.

Capitolo: 2.7 *Occorrenze successive*: 2.7 (discussione del grounding biologico dell'expertise)

Le macchine che imparano

F.III.1 — La funzione di valutazione di Shannon (1950)

Notazione: Shannon propone di valutare ogni posizione scacchistica con una funzione:

$$f(p) = 200(K - K') + 9(Q - Q') + 5(R - R') + 3(B - B' + N - N') + (P - P') - 0,5(D +$$

dove le variabili maiuscole indicano il numero dei pezzi bianchi e le variabili prime i pezzi neri (K = re, Q = donna, R = torre, B = alfiere, N = cavallo, P = pedone, D = pedone doppiato, S = pedone isolato, M = mosse legali disponibili).

Capitolo: 3.1 *Occorrenze successive*: 3.3 (Deep Blue come sviluppo di questo approccio), 3.5 (contrasto con AlphaGo)

F.III.2 — L'algoritmo Minimax

Notazione ricorsiva:

$$V_{max}(s) = \max_{a \in A(s)} V_{min}(\delta(s,a))$$

$$V_{min}(s) = \min_{a \in A(s)} V_{max}(\delta(s,a))$$

dove $A(s)$ è l'insieme delle mosse legali nello stato s e $\delta(s,a)$ è lo stato risultante dopo la mossa a.

Capitolo: 3.1 *Occorrenze successive*: 3.3 (implementazione in Deep Blue con alpha-beta pruning)

F.III.3 — Alpha-Beta Pruning

Notazione: Il pruning alpha-beta riduce il numero di nodi valutati nell'albero minimax. Nel caso ottimale (con ordinamento perfetto delle mosse):

$$N_{alpha-beta} \approx b^{d/2}$$

dove b è il fattore di ramificazione e d la profondità, contro $N_{minimax} \approx b^{d}$. L'efficienza è quadratica nella profondità.

Capitolo: 3.3 *Occorrenze successive*: 3.5 (assenza di alpha-beta in AlphaGo)

F.III.4 — Monte Carlo Tree Search (MCTS)

Notazione: La selezione del nodo da espandere usa la formula UCT (Upper Confidence Bound for Trees):

$$UCT(s,a) = V^{-}(s,a) + c\sqrt{\frac{lnN(s)}{N(s,a)}}$$

dove $V^{-}(s,a)$ è il valore medio stimato, $N(s)$ è il numero di visite al nodo s, $N(s,a)$ è il numero di volte in cui è stata scelta la mossa a da s, e c è una costante che bilancia exploitation ed exploration.

Capitolo: 3.4 (decennio intermedio), 3.5 (AlphaGo come combinazione MCTS + reti neurali) *Occorrenze successive*: 3.6 (AlphaZero), 3.7 (MuZero)

F.III.5 — L'obiettivo di apprendimento di AlphaGo (Silver et al., 2016)

Notazione: Il training della policy network per supervisione minimizza:

$$L_{policy} = -\sum_{t} log p_{\sigma}\left(a_t | s_t\right)$$

dove $p_{\sigma}\left(a_t | s_t\right)$ è la probabilità assegnata dalla rete alla mossa giocata dal professionista umano a_t nello stato s_t.

Il training della value network minimizza:

$$L_{value} = \sum_{t} (v_{\theta}\left(s_t\right) - z_t)^2$$

dove $v_{\theta}\left(s_t\right)$ è il valore predetto e $z_t \in \{-1, +1\}$ è il risultato della partita.

Capitolo: 3.5 *Occorrenze successive*: 3.6 (AlphaZero)

F.III.6 — L'obiettivo di apprendimento di AlphaZero (Silver et al., 2017/2018)

Notazione: AlphaZero usa una singola rete f_{θ} che produce simultaneamente:

$$(p, v) = f_\theta(s)$$

dove p è il vettore di probabilità sulle mosse e v è la valutazione della posizione. L'obiettivo di addestramento è:

$$L = (z - v)^2 - \pi^\top logp + c\|\theta\|^2$$

dove π sono le probabilità MCTS, z è il risultato della partita, e $c\|\theta\|^2$ è un termine di regolarizzazione L2.

Capitolo: 3.6 *Occorrenze successive*: 3.7 (MuZero), 3.8 (problema della spiegazione)

F.III.7 — Il modello di ambiente aprenduto da MuZero (Schrittwieser et al., 2020)

Notazione: MuZero apprende un modello latente del gioco attraverso tre funzioni:

$$h_\theta: S \to X \quad (representation\ function)$$

$$g_\theta: X \times A \to X \times R \quad (dynamics\ function)$$

$$f_\theta: X \to P \times V \quad (prediction\ function)$$

dove S è lo spazio degli stati osservati, X è lo spazio degli stati latenti, A è lo spazio delle azioni, R è la ricompensa immediata, P è la distribuzione di policy, e V è la funzione di valore.

Capitolo: 3.7

Verso una teoria unificata

F.VI.1 — Il modello dell'ermeneutica circolare dell'IA

Notazione: Sia G_{pre} il sistema di credenze sul go di un professionista prima dell'era AlphaGo, e $M_1, M_2, ..., M_n$ le mosse di AlphaZero studiate nel corso degli anni. L'interpretazione di M_k avviene nel sistema di credenze aggiornato:

$$G_k = G_{k-1} \oplus Interp\left(M_k | G_{k-1}\right)$$

dove $\oplus$ indica l'aggiornamento delle credenze e $Interp\left(M_k | G_{k-1}\right)$ è l'interpretazione di M_k nel contesto del sistema corrente. Non esiste un G^* indipendente come punto di riferimento fisso.

Capitolo: 6.3.6 (Espansione ermeneutica)

F.VI.2 — La funzione di valore idiosincratica del grande maestro

Notazione: La proposta della navigazione di significato afferma che ogni grande maestro *i* possiede una funzione di valore idiosincratica:

$$V_i : S \to R$$

che differisce da quella di AlphaZero V_{AZ} e da quella di altri grandmaster V_j $(j \neq i)$ in modo non casuale. La differenza $V_i - V_{AZ}$ non è rumore, ma espressione dello stile e della storia cognitiva del giocatore.

Capitolo: 6.3

F.VI.3 — Il problema dell'inferenza nella cheating detection

Notazione: Il problema è distinguere tra:

$$H_0 : mosse \sim P_{umano\ eccezionale}$$

$$H_1 : mosse \sim P_{motore\ assistito}$$

La statistica di test è tipicamente la concordanza con il motore:

$$T = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} 1\left[mossa_t = prima\ scelta\ del\ motore\right]$$

Il p-value è $P\left(T \geq t_{obs} | H_0\right)$, ma la conversione in probabilità posteriore $P\left(H_1 | T\right)$ richiede un prior $P\left(H_1\right)$ non standardizzato.

Capitolo: 3.8.8 (Integrazioni)

Note all'elenco

Convenzioni notazionali: - Lettere greche minuscole (θ, σ, π): parametri di reti neurali o distribuzioni di probabilità - Lettere maiuscole calligrafiche (G, X, R): spazi matematici astratti - 1[·]: funzione indicatrice (vale 1 se la condizione è vera, 0 altrimenti) - $mex(A)$: minimo escluso dell'insieme A - $\oplus$: operatore di aggiornamento (non somma standard)

Relazione tra formule: Le formule F.III.1 (valutazione di Shannon) e F.III.6 (obiettivo AlphaZero) rappresentano due approcci radicalmente diversi allo stesso problema — valutare una posizione di gioco. Shannon propone una funzione esplicita definita dall'uomo; AlphaZero apprende

una funzione implicita dal self-play. Questa transizione è uno dei fili narrativi centrali del Blocco III.

Le formule F.II.3 (modello integrato expertise) e F.VI.2 (funzione di valore idiosincratica) sono complementari: la prima descrive come si costruisce l'expertise nel tempo; la seconda descrive la struttura dell'expertise risultante.

Indice analitico

*L'indice elenca i termini tecnici, i nomi propri, e i concetti chiave usati nella monografia, con i capitoli di prima apparizione (in **grassetto**) e le occorrenze principali. I numeri si riferiscono ai capitoli nella notazione adottata nel testo (es. 2.3 = Blocco II, capitolo 3). Le sezioni delle espansioni sono indicate con il prefisso E (es. E.2.7 = espansione capitolo 2.7).*

A

Aji (潜在的可能性, potenziale latente) — **1.4**; 5.4; 6.3; E.I.10 *Termine tecnico del go che indica il potenziale latente di una configurazione di pietre — minacce che non si sono ancora manifestate ma che l'avversario non può ignorare.*

AlphaTensor (DeepMind, 2022) — **E.3.9** (§3.9.5) *Applicazione dei metodi di AlphaZero alla scoperta di algoritmi per la moltiplicazione di matrici.*

AlphaGo (DeepMind, 2016) — **3.5**; 3.6; 3.8; 4.2; 5.1; 6.3; E.3.9; E.VI.1 *Sistema di go basato su reti neurali e MCTS che nel 2016 ha battuto Lee Sedol per 4-1.*

AlphaZero (DeepMind, 2017/2018) — **3.6**; 3.7; 3.8; 4.3; 4.4; 5.3; 6.1; 6.2; 6.3; E.3.9; E.VI.2 *Sistema universale di gioco che impara da zero attraverso self-play, senza conoscenza umana.*

Alpha-Beta Pruning — **3.3**; 3.4 *Algoritmo di potatura dell'albero minimax che riduce il numero di nodi valutati da b^d a $b^{d/2}$ nel caso ottimale.*

Architettura a blocchi (struttura della monografia) — **I.2**; I.4; Raccordi I→II, II→III, III→IV, IV→V, V→VI

Attenzione (allocazione) — **2.1**; 2.4; 2.5; E.2.5 (Nisbett et al.) *La distribuzione dell'attenzione tra figura e sfondo come differenza sistematica documentata tra soggetti dell'Asia orientale e dell'Europa occidentale.*

B

Bilalic, Merim — **E.2.7** (§2.7.2) *Neuroscienziato cognitivo; autore degli studi fondamentali sull'attivazione del giro fusiforme negli scacchisti esperti.*

Baduk (바둑) — **2.5**; 5.1; E.I.10 *Termine coreano per il go. Il baduk è sport nazionale in Corea del Sud.*

Blocco (struttura) — I.2; Raccordi tra blocchi *Ciascuna delle sei unità tematiche della monografia: I (matematica), II (psicologia), III (IA), IV (crisi expertise), V (cultura), VI (sintesi).*

C

Campitelli, Guillermo — **E.2.7** (§2.7.3) *Psicologo cognitivo; con Gobet ha condotto lo studio sulla correlazione tra memoria di lavoro ed expertise scacchistica.*

Carlsen, Magnus — **3.8.8** *Campione del mondo di scacchi dal 2013; protagonista della controversia Niemann (2022-2023).*

Chase, William G. — **2.1**; 2.3; E.II.1; *Con Herbert Simon, autore dello studio fondativo del 1973 su percezione e memoria negli scacchi.*

Cheating detection — **3.8**; **E.3.8.8**; F.VI.3 *Il problema di rilevare l'uso di un motore di analisi durante una partita. Versione pratica del problema della spiegazione (cap. 3.8).*

Chunk — **2.1**; 2.3; 2.7; 3.1; E.II.1; *Unità di riconoscimento posizionale consolidata nella memoria a lungo termine attraverso la pratica. Introdotto da de Groot (1965) e formalizzato da Chase e Simon (1973).*

Cognizione cross-culturale — **2.5**; E.2.5; E.II (Nisbett) *Differenze sistematiche nei processi cognitivi tra soggetti con background dell'Asia orientale e dell'Europa occidentale, documentate da Nisbett et al. (2001, 2003).*

Complessità computazionale — **1.3**; Raccordo I→II; F.I.4; F.I.5; F.I.7 *La classificazione degli scacchi come EXPTIME-completo e del go come PSPACE-completo nella versione generalizzata.*

Comprensione (vs. prestazione) — **3.8**; 4.1; 4.2; 6.2; 6.3; E.I.11; E.3.9 (§3.9.7) *La dissociazione tra capacità di produrre mosse ottimali e capacità di spiegarne le ragioni: tema centrale del Blocco III e del Blocco VI.*

Csikszentmihalyi, Mihaly — **2.6** *Psicologo; autore della teoria del* flow* (flusso), applicata all'esperienza soggettiva dei giocatori esperti.*

D

De Groot, Adriaan — **2.1**; 2.3; Raccordo II→II; Conclusione C.1 *Psicologo olandese; autore di* Het Denken van den Schaker* (1946, trad. inglese 1965).

Ha dimostrato che i grandmaster ricordano meglio le posizioni reali ma non quelle casuali — evidenza del ruolo del riconoscimento di pattern.*

Deep Blue (IBM, 1997) — **3.3**; Raccordo II→III; Raccordo III→IV *Il sistema che nel 1997 ha battuto Kasparov per 3,5-2,5 in un match a sei partite. Basato su forza bruta con euristica handcrafted.*

Deliberate Practice — vedi *Pratica deliberata*

Determinatezza — **1.1**; F.I.1 *La proprietà garantita dal Teorema di Zermelo: in ogni gioco combinatorio finito senza pareggio, uno dei due giocatori ha una strategia vincente.*

E

Elo, Arpad — **2.3**; I.3 *Fisico e giocatore di scacchi; inventore del sistema di rating Elo, adottato dalla FIDE nel 1970. Il sistema misura la forza relativa dei giocatori attraverso i risultati dei tornei.*

Ermeneutica circolare — **E.6.3.6**; F.VI.1 *L'interpretazione delle mosse di AlphaZero come processo circolare in cui il sistema di credenze usato per interpretare è già stato modificato dalle interpretazioni precedenti.*

Ericsson, K. Anders — **2.3**; 2.7; E.II.2; E.I.9; Conclusione C.2 *Psicologo svedese; autore della teoria della pratica deliberata (1993). La sua tesi che la pratica deliberata spiega quasi interamente la varianza nell'expertise è stata parzialmente rivista dalla ricerca successiva.*

Expertise — 2.1–2.7 passim; 4.1–4.5 passim; 6.3; E.2.7; E.VI.2 *Il livello di competenza costruito attraverso anni di pratica deliberata. La monografia*

argomenta che l'expertise umana nei giochi è navigazione di significato, non ottimizzazione.

F

Farnebäck, Gunnar — 1.3; 1.4; *Con John Tromp, autore della stima preliminare del 2007 sul numero di posizioni legali nel go. Diverso dal calcolo definitivo di Tromp (2016).*

Flow — 2.6 *Lo stato di immersione totale nell'attività, caratterizzato da assenza di auto-monitoraggio e distorsione del tempo. Descritto da Csikszentmihalyi e applicato all'expertise scacchistica da Gobet e Campitelli.*

Flusso di coscienza — vedi *Flow*

Fragilità avversariale (adversarial fragility) — **E.3.9** (§3.9.2) *La vulnerabilità sistematica di sistemi come KataGo ad adversarial policies — strategie deliberatamente progettate per sfruttare i punti ciechi del sistema.*

Funzione di valore — 1.1; 3.5; 3.6; 3.7; 6.3; F.I.2; F.III.5; F.III.6; F.VI.2 *Una funzione $V: S \to R$ che assegna a ogni posizione del gioco una stima della probabilità di vittoria.*

G

Gadamer, Hans-Georg — E.6.3.6 *Filosofo tedesco; autore di* Wahrheit und Methode* (1960). La sua nozione di circolo ermeneutico è applicata all'interpretazione delle mosse di AlphaZero.*

Giro fusiforme — **E.2.7** (§2.7.2); F.II.4 *Regione della corteccia occipito-temporale normalmente associata al riconoscimento di volti; reclutata per il riconoscimento di posizioni scacchistiche nei grandmaster esperti (Bilalic et al., 2012).*

Goban — **5.4**; E.I.10 *La tavola da gioco del go, tradizionalmente in legno di kaya, con 19×19 linee che producono 361 intersezioni.*

Gobet, Fernand — **2.1**; 2.3 *Con Simon, ha sviluppato il modello dei template come estensione della teoria dei chunk.*

GOFAI (Good Old-Fashioned AI) — **3.2** *L'approccio simbolico all'intelligenza artificiale, basato su regole esplicite e rappresentazioni proposizionali. Contrapposto all'apprendimento statistico che domina a partire dagli anni Novanta.*

Go (围棋 / 囲碁 / 바둑) — passim *Gioco da tavola con 2 giocatori su una griglia 19×19. Con circa 3.000 anni di storia, è il gioco combinatorio con il più alto fattore di ramificazione e la più alta complessità computazionale tra quelli giocati professionalmente.*

H

Hambrick, David — **2.3**; Conclusione C.2 *Psicologo cognitivo; con Macnamara e colleghi, ha stimato che la pratica deliberata spiega circa il 34% della varianza nel livello scacchistico — sfidando l'interpretazione forte di Ericsson.*

I

Indice di expertise — vedi *Elo, Arpad*

Insei — **E.2.3.10** (§sociologica) *Giovani studenti residenti in accademie di go in Giappone e Corea del Sud che studiano il gioco full-time come percorso verso la professionizzazione.*

Intuizione — **2.2**; 2.4; 3.8; 6.3 *Il processo attraverso cui il grande maestro valuta una posizione in modo rapido e accurato senza calcolo esplicito. Distinta dal calcolo analitico e spiegata dalla teoria del riconoscimento di pattern.*

J

Joseki — **3.5**; 5.1; E.I.10; E.6.3.6 *Sequenze di mosse consolidate nell'angolo del goban. AlphaGo ha invalidato alcuni joseki tradizionali e introdotto nuovi pattern che i professionisti umani non avevano considerato.*

K

Kahneman, Daniel — **2.2**; I.6 *Psicologo; autore di* Thinking Fast and Slow* (2011). La distinzione tra Sistema 1 (veloce, intuitivo) e Sistema 2 (lento, analitico) è applicata all'analisi dell'expertise scacchistica.*

KataGo — **3.9**; E.3.9 (§3.9.2) *Sistema di go open-source sviluppato da David Wu (2019-2023). Importante per la ricerca sulla fragilità avversariale e per la democratizzazione dell'analisi avanzata del go.*

Kasparov, Garry — **3.3**; **4.1**; Raccordo III→IV; Raccordo IV→V *Campione del mondo di scacchi 1985-2000. Sconfitto da Deep Blue nel 1997. Pioniere del concetto di "scacchi centauro" (umano + macchina).*

L

Leela Chess Zero (Lc0) — **E.3.9** (§3.9.3) *Progetto open-source che ha replicato AlphaZero negli scacchi, rendendo disponibile un sistema trasparente per la ricerca scientifica.*

Lee Sedol (이세돌) — **3.5**; **4.2**; Raccordo III→IV; Raccordo IV→V *Giocatore di go sudcoreano, 9 dan. Sconfitto da AlphaGo per 4-1 nel 2016. La Mossa 37 nella partita 2 è diventata emblematica della differenza qualitativa tra il gioco di AlphaGo e quello umano.*

M

Masuda, Takahiko — **E.2.5** *Con Nisbett, autore degli studi sull'allocazione dell'attenzione tra figura e sfondo come differenza cross-culturale.*

MCTS (Monte Carlo Tree Search) — **3.4**; 3.5; 3.6; 3.7; F.III.4 *Algoritmo di ricerca ad albero che usa simulazioni casuali per stimare il valore delle posizioni, senza una funzione di valutazione esplicita.*

Memoria di lavoro — **2.1**; E.2.7 (§2.7.3); F.II.3 *La capacità di mantenere e manipolare informazioni nel breve termine. La correlazione tra memoria di lavoro*

visuo-spaziale ed expertise scacchistica è significativa ma non perfetta (Campitelli e Gobet, 2011).

Metacognizione — **2.4** *La capacità di monitorare e regolare i propri processi cognitivi. Nei grandmaster, include la capacità di valutare l'attendibilità delle proprie intuizioni.*

Minimax — **3.1**; 3.3; F.III.2 *Algoritmo fondamentale per la scelta ottimale in giochi a due giocatori a somma zero con informazione perfetta.*

Mossa 37 — **3.5**; 4.2; Raccordo III→IV; E.6.3.6 *La mossa giocata da AlphaGo nella seconda partita del match con Lee Sedol (2016). Considerata incomprensibile dai commentatori al momento, si rivelò il punto di svolta della partita. Emblema della dissociazione tra prestazione e comprensione.*

MuZero (DeepMind, 2019) — **3.7**; E.3.9; F.III.7 *Estensione di AlphaZero che apprende anche il modello del gioco (le transizioni tra stati) senza che questo venga fornito esplicitamente.*

N

Navigazione di significato — **6.3**; Conclusione C.1; C.5; E.VI.2; Raccordo V→VI *La tesi centrale del Blocco VI: l'expertise umana nei giochi è il processo attraverso cui un agente costruisce progressivamente un sistema di valori, preferenze estetiche, e orientamenti cognitivi che costituiscono la sua "voce" nel dominio. Categorialmente diversa dall'ottimizzazione di una funzione scalare.*

Neuroscienze cognitive — **E.2.7** passim; F.II.4 *Lo studio dei meccanismi neurali della cognizione. Applicata all'expertise scacchistica a partire dagli anni Novanta con l'fMRI.*

Niemann, Hans — **E.3.8.8** *Giocatore di scacchi americano al centro della controversia sulla cheating detection nel 2022-2023.*

Nigiri (握り) — **5.4**; E.I.10 *Il rituale con cui si decide il colore (nero o bianco) all'inizio di una partita di go tra professionisti.*

Nisbett, Richard — **2.5**; E.2.5; E.I.9; *Psicologo americano; con Peng, Choi e Norenzayan ha documentato differenze sistematiche nella cognizione tra soggetti con background dell'Asia orientale e occidentale.*

P

Pattern recognition — vedi *Riconoscimento di pattern*

Polanyi, Michael — **4.3** *Filosofo e chimico; autore del concetto di* sapere tacito* (*tacit knowledge*) — la conoscenza che si manifesta nel fare ma non è articolabile verbalmente.*

Polgár, Judit — **2.3**; Conclusione C.2; E.2.3.10 *Grandmaster ungherese, figlia di László Polgár. Ha raggiunto l'ottava posizione nel ranking mondiale assoluto — caso emblematico del dibattito sull'universalità della pratica deliberata.*

Policy Network — **3.5**; 3.6; F.III.5; F.III.6; *La rete neurale che produce la distribuzione di probabilità sulle mosse in AlphaGo e AlphaZero.*

Pratica deliberata — **2.3**; 2.7; E.2.3.10; Conclusione C.2 *La pratica intenzionale, focalizzata su aspetti specifici della performance, con feedback immediato — distinta dalla semplice ripetizione. Proposta da Ericsson (1993) come fattore principale dell'expertise.*

R

Reinforcement Learning (apprendimento per rinforzo) — **3.5**; 3.6; 3.7; F.III.5; F.III.6 *Paradigma di apprendimento automatico in cui un agente apprende attraverso l'interazione con l'ambiente, ricevendo segnali di ricompensa. Alla base di AlphaGo, AlphaZero e MuZero.*

Riconoscimento di pattern — **2.1**; 2.3; 2.7; 3.1; Raccordo I→II; E.2.7 *Il meccanismo cognitivo fondamentale dell'expertise scacchistica identificato da de Groot: il grandmaster riconosce configurazioni familiari invece di calcolare varianti.*

Ricoeur, Paul — **E.6.3.6** *Filosofo francese; la sua nozione di testo senza autore è applicata all'interpretazione delle partite di AlphaZero.*

Rui Naiwei (芮乃伟) — **E.2.3.10** *Giocatrice di go cinese, vincitrice del Ing Cup 1997 in un torneo misto. Caso parallelo a Judit Polgár negli scacchi.*

S

Sapere tacito — **4.3**; 6.3; E.3.8.8 *Conoscenza che si manifesta nel fare ma non è articolabile verbalmente (Polanyi). I grandmaster non sanno sempre spiegare le proprie mosse migliori.*

Self-play — **3.5**; 3.6; 3.7; E.3.9 *Il paradigma di addestramento in cui il sistema gioca contro versioni precedenti di se stesso, senza dati di partite umane.*

Sente (先手) — **1.4**; E.I.10 *Una mossa che obbliga l'avversario a rispondere, mantenendo l'iniziativa.*

Shannon, Claude — **3.1**; Raccordo II→III; F.III.1 *Matematico americano; nel 1950 ha pubblicato il primo framework per i sistemi di scacchi computerizzati, definendo le basi dell'approccio minimax con funzione di valutazione euristica.*

Simon, Herbert A. — **2.1**; 2.3 *Economista e psicologo cognitivo; con Chase ha fondato la teoria dei chunk nell'expertise scacchistica. Premio Nobel per l'economia (1978).*

Sprague-Grundy, Teorema di — **1.2**; F.I.3 *Ogni posizione di un gioco combinatorio imparziale è equivalente a un mucchio di Nim con dimensione uguale al suo nimber.*

Strassen, Volker — **E.3.9** (§3.9.5) *Matematico; autore dell'algoritmo di moltiplicazione di matrici (1969) superato da AlphaTensor nel 2022.*

T

Template — **2.3** *Struttura chunk di ordine superiore, con nucleo fisso e slot riempibili, proposta da Gobet e Simon (1996). Permette di codificare più posizioni con meno unità di memoria.*

Teorema di Zermelo — vedi *Zermelo, Teorema di*

Transfer (trasferibilità dell'expertise) — **E.2.7** (§2.7.10) *L'expertise scacchistica è altamente dominio-specifica: non produce vantaggi cognitivi generali al di fuori del dominio.*

Tromp, John — **1.3**; 1.4; ; F.I.6 *Matematico; ha calcolato il numero esatto di posizioni legali nel go 19×19 (2016). Con Farnebäck, ha prodotto una stima preliminare nel 2007.*

U

UCT (Upper Confidence Bound for Trees) — **3.4**; F.III.4 *La formula che bilancia exploitation ed exploration nel MCTS, permettendo di selezionare i nodi più promettenti da espandere.*

V

Value Network — **3.5**; 3.6; F.III.5; *La rete neurale che produce la stima scalare della probabilità di vittoria in AlphaGo e AlphaZero. Architettura distinta dalla policy network nella sezione finale.*

W

Wittgenstein, Ludwig — **6.2** *Filosofo austriaco; il suo concetto di* Lebensform* (forma di vita) e la discussione sui giochi nel *Philosophical Investigations* (1953) sono rilevanti per l'analisi culturale del Blocco V e, attraverso le nozioni di seguire una regola e di forme di vita, per il Supplemento IV (S.IV.1–S.IV.3, S.IV.5–S.IV.6).*

Forme di vita — S.IV.1 *; S.IV.3; S.IV.6 Concetto di Wittgenstein (Lebensform): la rete di pratiche condivise, giudizi e valutazioni in cui il linguaggio e il significato si radicano. AlphaZero non partecipa a nessuna forma di vita, e questa assenza è ciò che — secondo il Supplemento IV — lo priva della comprensione delle regole.*

Giochi linguistici — S.IV.3 *; 6.2 Concetto delle Ricerche Filosofiche di Wittgenstein (Sprachspiele): pratiche linguistiche embedded in forme di vita, accomunate da "somiglianze di famiglia" piuttosto che da un'essenza comune. La coincidenza terminologica con i giochi combinatori rivela la distanza tra il senso formale e il senso wittgensteiniano del termine "gioco".*

Kripke, Saul — S.IV.2 *; S.IV.3 ; S.IV.7 Filosofo americano; autore di Wittgenstein su Regole e Linguaggio Privato (1982). Il suo paradosso sulla "quaddition" radicalizza la discussione wittgensteiniana sul seguire una regola: nessun comportamento passato determina univocamente quale regola un agente stia seguendo. La soluzione comunitaria di Kripke (il significato come accordo nella pratica) è applicata ad AlphaZero nel Supplemento IV; in S.IV.7 il paradosso è applicato concretamente alla Mossa 37.*

McDowell, John — S.IV.2 *Filosofo britannico; ha proposto alternative alla soluzione comunitaria di Kripke sul seguire una regola, sostenendo che la normativity delle regole sia intrinseca al contenuto dei concetti piuttosto che riducibile all'accordo nella pratica.*

Ryle, Gilbert — S.IV.4 *Filosofo britannico; autore de Il Concetto di Mente (1949). Ha introdotto la distinzione tra "sapere come" (knowing how) e "sapere che" (knowing that). AlphaZero porta questa distinzione a un punto di tensione estrema: possiede un sapere produrre senza sapere come né sapere che nel senso ordinario.*

Sapere come / Sapere che — S.IV.4 *; 4.3 Distinzione di Gilbert Ryle tra conoscenza procedurale (knowing how: andare in bicicletta, giocare a go a livello professionale) e conoscenza proposizionale (knowing that: sapere che 2+2=4). AlphaZero istanzia un terzo tipo irriducibile a entrambi: un sapere produrre senza né l'uno né l'altro.*

Searle, John R. — S.IV.5 *; 3.8 Filosofo americano; autore dell'argomento della "Stanza Cinese" (1980): la manipolazione di simboli formali, per quanto sofisticata, non produce comprensione semantica. La variante del go della Stanza Cinese — un sistema che produce mosse indistinguibili da un 9-dan senza capire il gioco — rende empiricamente acuto ciò che nell'originale era solo un esperimento mentale.*

Z

Zermelo, Ernst — 1.1; F.I.1 *Matematico tedesco; nel 1913 ha dimostrato il primo teorema fondamentale della teoria dei giochi combinatori: ogni gioco finito a due giocatori senza pareggio è determinato.*

Zermelo, Teorema di — 1.1; Raccordo I→II; Conclusione C.1; F.I.1 *In ogni gioco combinatorio finito a due giocatori senza pareggio, uno dei due ha una strategia vincente. Implicazione: ogni tale gioco è "già risolto" in linea di principio, anche se la soluzione è computazionalmente inaccessibile.*

Nota: L'indice è selettivo — elenca i termini tecnici e i nomi propri con rilevanza teorica diretta per l'argomento della monografia. Non include nomi di tornei, paesi, o istituzioni citati solo come contesto storico.